

MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
Escola de Engenharia
Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Minas, Metalúrgica e de
Materiais - PPGEM

Krigagem dos Indicadores Aplicada a Modelagem das Tipologias de Minério
Fosfatado da Mina F4

Silvânia Alves Braga

Dissertação para obtenção do título de
Mestre em Engenharia de Minas

Porto Alegre - RS
2015

MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
Escola de Engenharia
Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Minas, Metalúrgica e de
Materiais – PPGEM

Krigagem dos Indicadores Aplicadas a Modelagem das Tipologias de Minério
Fosfatados da Mina F4

Silvânia Alves Braga
Engenheira Geóloga

Trabalho realizado no Departamento de Engenharia de Minas da Escola de
Engenharia da UFRGS, dentro do Programa de Pós-Graduação em
Engenharia de Minas, Metalúrgica e de Materiais - PPGEM, como parte dos
requisitos para a obtenção do título de Mestre em Engenharia.

Área de Concentração: Tecnologia Mineral/Metalurgia Extrativa

Porto Alegre
2015

Esta Dissertação foi julgada adequada para obtenção do título de Mestre em Engenharia, área de concentração em Tecnologia Mineral/Metalurgia Extrativa e aprovada em sua forma final, pelo Orientador e pela Banca Examinadora do Curso de Pós-Graduação.

Orientador: Prof. Dr. João Felipe Coimbra Leite Costa

Banca Examinadora:

Dr. Diego Machado Marques

Dr. Diniz Tamantini Ribeiro

Prof^a. Dra. Vanessa Cerqueira Koppe

Prof. Dr Telmo Roberto Strohaecker
Coordenador do PPGEM

Ao meu marido Gláucio e minha filha Estela, luz da minha vida.

Aos meus pais, cito a homenagem da minha irmã Luciene

“À minha mãe, a quem as letras aos filhos sonhou...”

AGRADECIMENTOS

Ao Professor Dr. João Felipe Coimbra Leite Costa, pelo exemplo de generosidade e humildade com que me recebeu em seu laboratório. Por toda orientação, disponibilidade e acima de tudo pelos ensinamentos.

À Vale Fertilizantes, pelo apoio e incentivo a pesquisa. Por fornecer os dados e todo o suporte necessários para realização deste trabalho.

Aos engenheiros Marcelo Pereira, Nelson Shimabukuro, Vicente Lobo, Agenor Faria e Fernando Silva, por colaborarem com a capacitação profissional. Em especial ao engenheiro de minas Luciano Capponi, pela motivação e apoio incondicional. Às colegas Márcia Saito e Florence Araújo pelas discussões.

A todos os colegas do Laboratório de Pesquisa Mineral da UFRGS e ao professor Dr. Rodrigo Lemos Peroni pelo convívio.

Aos colegas do CEFET-MG pela compreensão e apoio.

A minha família, por ser a minha estrutura. Por acreditar em mim e por me fazer acreditar em todos os meus sonhos.

A Deus pela força concedida através da minha fé.

SUMÁRIO

SUMÁRIO.....	i
LISTA DE FIGURAS	iv
LISTA DE TABELAS	viii
LISTA DE ABREVIATURA	ix
RESUMO.....	x
ABSTRACT	xi
CAPÍTULO 1	1
INTRODUÇÃO	1
1.1- OBJETIVOS	4
1.1.1 - Objetivo geral.....	4
1.1.2 - Objetivos específicos	4
1.2 - METODOLOGIA	5
1.2.1- Mapeamento geológico.....	5
1.2.2 - Definição, amostragem e preparação das amostras.....	5
1.2.3 - Preparação do banco de dados.....	8
1.2.4 - Desenvolvimento	8
1.2.5 - Validação dos resultados.....	8
1.3 - ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO.....	9
CAPÍTULO 2	10
REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	10
2.1 - GEOMETALURGIA	10
2.2 - ANÁLISE ESTATÍSTICA	14
2.2.1 – Estatística descritiva	14
2.3 - MODELAGEM DE TIPOLOGIAS	20

2.3.1- Modelagem geoestatística por krigagem indicadora	20
2.3.2 - Modelagem convencional por seções paralelas	23
CAPÍTULO 3	28
INFORMAÇÕES DA ÁREA DE ESTUDO E ANÁLISE EXPLORATÓRIA DOS DADOS	28
3.1- LOCALIZAÇÃO DA MINA F4	28
3.2 - GEOLOGIA LOCAL.....	29
3.2.1 - Isalterito Laranja - ISL.....	32
3.2.2 - Isalterito Marrom - ISM	32
3.2.3 - Isalterito Verde - ISV	34
3.2.4 - Rocha pouco intemperizada	35
3.2.5 - Rocha sã.....	35
3.3 - CLASSES DE MINÉRIOS	37
3.4 - PROCESSAMENTO MINERAL	41
3.5 - ANÁLISE EXPLORATÓRIA DOS DADOS.....	44
3.5.1 - Avaliação dos Domínios Geológicos.....	49
3.5.2 - Avaliação dos Domínios Estatísticos	55
CAPÍTULO 4	69
KRIGAGEM DOS INDICADORES E MODELAGEM 3D	69
4.1- PREPARAÇÃO DO BANCO DE DADOS.....	69
4.1.1- Transformação dos dados categóricos em binário	69
4.1.2 – Definição do modelo de blocos	73
4.2- VARIOGRAFIA.....	76
4.2.1 - Variogramas dos dados	79
4.3- KRIGAGEM DOS INDICADORES	83
4.3.1 - Parâmetros da estimativa	84
4.3.3 - Resultados da krigagem dos indicadores	88
4.3.4 - Validação da krigagem	90
4.4 - MODELAGEM CONVENCIONAL	98
4.4.1 - Seções Geológicas.....	98
4.4.2 - Construção dos sólidos e modelo de blocos.....	100

4.5- COMPARAÇÃO ENTRE OS MODELOS	102
CAPÍTULO 5	111
CONCLUSÃO.....	111
5.1- APLICAÇÃO DA KRIGAGEM DOS INDICADORES PARA MODELAGEM DE TIPOLOGIAS.....	111
5.2- CUMPRIMENTOS DAS METAS E OBJETIVOS.....	112
5.3- RECOMENDAÇÕES.....	113
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	115

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1 - Fluxograma dos ensaios de bancada.	7
Figura 2.1 - Histograma dos 100 dados V selecionados. Modificado de ISAAKS e SRIVASTAVA (1989).	17
Figura 2.2 - Histograma acumulativo dos 100 dados V selecionados. Gráfico de probabilidade de uma normal. Modificado de ISAAKS e SRIVASTAVA (1989).	18
Figura 2.3 - Seções verticais em malha não regular de sondagem (A) e em malha regular de sondagem. (Extraído de SINCLAIR e BLACKWELL, 2002). 25	
Figura 3.1 - Mapa de localização do município de Araxá-MG. Fonte www.google.com.br/maps e www.estadosecapitaisdobrasil.com	28
Figura 3.2 - Mapa geológico do Complexo alcalino do Barreiro (extraído de SILVA, 1979).	29
Figura 3.3 - Perfil vertical esquemático do manto de intemperismo por TOLEDO, 2008.	30
Figura 3.4 - Foto de talude de ISM com veios de silexito em mapeamento geológico de detalhe 1:500. Retirado de BRAGA e RANGEL (2009).	33
Figura 3.5 - Foto de um bloco de cimentação apatítica. Fonte: BRAGA e RANGEL (2009).	34
Figura 3.6 - Foto de rocha semi intemperizada. Fonte: BRAGA e RANGEL (2009).	35
Figura 3.7 - Foto de amostra de flogopitito, retirado de BRAGA E RANGEL (2009).	37
Figura 3.8 - Moinho de barra e separador magnético de baixo campo.	42
Figura 3.9- Hidrociclones da deslamagem de grossos e microciclones (2'') circuito de ultrafinos.	43
Figura 3.10 - Flotação em Coluna (visão da apatita coletada).	43
Figura 3.11 - Imagem do banco de dados das amostras. Composição de intervalos amostrais de sondagem.	46
Figura 3.12 - Mapa de localização geral dos blocos para teste padrão.	46

Figura 3.13 - Localização das amostras (blocos) de teste padrão por seção horizontal, variando a cota a cada 10m. As amostras foram realizadas em furos de sondagem exploratórios (ou seja, sondagem realizadas antes da cava) e pó de perfuratriz.	48
Figura 3.14 - Evolução dos mapas geológicos de julho de 2013 a janeiro de 2014 na base topográfica de 24/06/2013.	51
Figura 3.15 - Mapa geológico de abril de 2014, na base topográfica de 03/04/2014.	51
Figura 3.16 - Evolução e redefinição das tipologias de minério da mina F4. Exemplo: antigo OXI-F dividido em quatro tipos silicatados.	52
Figura 3.17 – Caracterização mineralógica dos seis blocos. (Sant’Agostino, 2014).	53
Figura 3.18 - Tipos de apatita, cristalina (A) e mista (B). Modificado de SAITO e TAVARES (2014).	54
Figura 3.19 - Regionalização das tipologias de minério. Dois macro-domínios bem definidos, grupo dos oxidados (Oxi, I e III) e grupo dos silicatados (Sil, II e IV).....	55
Figura 3.20 - Histogramas dos valores da recuperação metalúrgica (%) por tipologia para os blocos testados nas campanhas anteriores a 2006.	56
Figura 3.21 - Histogramas dos valores da recuperação metalúrgica (%) para tipologia Oxi-s e histograma global dos dados, para os blocos testados nas campanhas anteriores a 2006.	57
Figura 3.22 - Histogramas dos valores de recuperação metalúrgica (%) por tipologia dos blocos testados nas campanhas 2013/2014.	58
Figura 3.23 - Histograma dos valores da recuperação metalúrgica para as tipologias oxidado e silicatado.	59
Figura 3.24- Análise de comportamento média vs desvio padrão por tipologia para a variável recuperação metalúrgica.	61
Figura 3.25 - Histograma do tamanho das amostras dos testes.	65
Figura 3.26 - Análise de Variância (teste F) para as cinco tipologias de minério (tratamento) cuja variável reposta é a recuperação metalúrgica.	66
Figura 3.27 - Box plots dos valores de recuperação metalúrgica por tipologia de minério.	67

Figura 4.1- Projeção em planta de todo o banco de dados binário. Pontos pequenos são os pontos dos grids do mapeamento geológico. Os pontos maiores correspondem às amostras das sondagens.	71
Figura 4.2 - Em A, superfície de mapeamento transformada em um grid de pontos. Em B, amostras dos furos de sondagem para testes de bancada e o grid de pontos do mapeamento visualizados em perspectiva isométrica.	72
Figura 4.3 - Representação do modelo de blocos no software CAEMINE.	74
Figura 4.4 - Representação do modelo de blocos, do banco de dados de amostras e mapa utilizados na interpolação.	76
Figura 4.5 - Características de um variograma (extraído e adaptado de MATHERON, 1971).....	77
Figura 4.6 - Estatística dos dados dos indicadores e variograma vertical.	80
Figura 4.7 - Variograma horizontal na direção de maior e menor continuidade.	80
Figura 4.8 – Variograma vertical e variograma horizontal na direção de maior continuidade calculados a partir do banco de dados de amostras e grid de mapeamento.	81
Figura 4.9 - Variogramas experimentais nos respectivos azimutes, dip 0.....	82
Figura 4.10 - Exemplo de orientação dos eixos do elipsóide de busca do software CAE Mine.....	84
Figura 4.11 - Modelo de elipsóide de busca, maior direção 67,5°.	85
Figura 4.12 - Gráfico de comparação entre as proporções de indicadores no banco de dados e no modelo 1 (corrigido por substituição pelo valor mais próximo) e no modelo 2 (por estimativa dos blocos separados).	90
Figura 4.13 - Gráficos de comparação entre as proporções dos indicadores (0 e 1) para o modelo krigado nos três volumes de busca (IK), para o modelo krigado no segundo volume de busca ou alcance do variograma (IK-SVIK) e para os dados.....	92
Figura 4.14 - Gráficos de comparação entre as proporções dos indicadores (0 e 1) para o banco de dados e as estratégias testadas.	93
Figura 4.15 - Histograma de frequência para as probabilidades estimadas.....	95
Figura 4.16 - Histograma de frequência para o banco de dados desagrupados.	96

- Figura 4.17 - Comparação entre o banco de dados (amostras e mapa) versus blocos estimados em seção horizontal a cada 10m. 97
- Figura 4.18 – Corte vertical mostrando as seções horizontais a cada 10m. 99
- Figura 4.19 - À esquerda interpretação da seção na cota 1070 e o banco de dados (amostra e grid do mapa). À direita seção 1070 e as respectivas projeções das seções 1080 e 1060 (área de influencia), auxiliando na interpretação. 100
- Figura 4.20 - Sólidos gerados por linkagem das seções horizontais. Em A vista em planta em B em perfil..... 101
- Figura 4.21 - Modelo de blocos com as tipologias classificadas pela superfície modelada e distribuição espacial das amostras. 102
- Figura 4.22 - Histogramas de frequência. Em A, os indicadores do banco de dados e em B, as probabilidades estimadas no modelo dos indicadores convertidas em 0 e 1. 103
- Figura 4.23 - Histogramas de frequência. Em A os indicadores do banco de dados e em B, as probabilidades estimadas no modelo geológico. 104
- Figura 4.24 - Seções na cota 1090 (superior) e 1080 (inferior) e amostras da interpolação (pontos). A letra A corresponde a seção do modelo geológico, B seção do modelo krigado com o valor retornado para o mais provável (0 ou 1), e C modelo krigado com as probabilidades. 105
- Figura 4.25 - Seções na cota 1070 (superior) e 1060 (inferior) e amostras da interpolação (pontos). A letra A corresponde a seção do modelo geológico, B seção do modelo krigado com o valor retornado para o mais provável (0 ou 1), e C modelo krigado com as probabilidades. 106
- Figura 4.26 - Seções na cota 1050 (superior) e 1040 (inferior) e amostras da interpolação (pontos). A letra A corresponde a seção do modelo geológico, B seção do modelo krigado com o valor retornado para o mais provável (0 ou 1), e C modelo krigado com as probabilidades. 107
- Figura 4.27 - Seções na cota 1030 (superior) e 1020 (inferior) e amostras da interpolação (pontos). A letra A corresponde a seção do modelo geológico, B seção do modelo krigado com o valor retornado para o mais provável (0 ou 1), e C modelo krigado com as probabilidades. 108
- Figura 4.28 - Linhas de contorno da seção geológica interpretada sobreposta à seção equivalente no modelo krigado em diferentes cotas. 109

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1 - Tabela de frequência dos 100 dados V selecionados para intervalos de classes de 10ppm. Modificado de ISAAKS e SRIVASTAVA (1989).....	17
Tabela 3.1 - Comparação entre as classificações de solos e perfil de intemperismo existentes na literatura e adaptação para as frentes de lavra....	31
Tabela 3.2 - Classificação dos tipos de minério fosfatado de Araxá.	39
Tabela 3.3 - Correlação do perfil intempérico com os tipos de minérios do Complexo do Barreiro.	40
Tabela 3.4 - Especificações dos concentrados.	41
Tabela 3.5 - Comparação entre as características das zonas de minério da mina Barreiro e F4. Modificado de SAITO e TAVARES (2014).....	50
Tabela 3.6 - Análise de Variância (ANOVA). Modificado de RAND R. WELCOX, 2003.	64
Tabela 4.1 - Definições do grid de pontos do modelo utilizado na krigagem dos indicadores.....	75
Tabela 4.2 - Parâmetros de ajuste variográfico das indicadores.....	81
Tabela 4.3 - Parâmetros das estimativas.	86
Tabela 4.4 - Tabelas de parâmetros de estimativa do software CaeMine.....	87
Tabela 4.5 - Número de pontos e porcentagem dos indicadores no banco de dados e nos modelos corrigidos.....	90
Tabela 4.6 - Número de pontos e porcentagem do banco de dados e dos blocos estimados para os três volumes de busca.....	91
Tabela 4.7 - Número de pontos e porcentagem do banco de dados e dos blocos estimados para os dois primeiros volumes de busca.....	91
Tabela 4.8 - Número de pontos e porcentagem dos indicadores no banco de dados e no modelo de blocos para as estratégias testadas.....	94
Tabela 4.9 - Número de pontos e porcentagem dos indicadores no banco de dados e nos modelos de blocos.	102

LISTA DE ABREVIATURA

NPK - Nitrogênio, fósforo e potássio

DNPM - Departamento Nacional de Produção Mineral

ETR – Elementos terras raras

RCP - Relação $\text{CaO}/\text{P}_2\text{O}_5$

RCaO – Índice apatita limpa em função dos teores de CaO

ISL- Isalterito Laranja

ISM - Isalterito marrom

ISV – Isalterito verde

FCA – Concentrado apatítico fino

GCA – Concentrado apatítico grosso

OXI-C-Sx - Oxidado compacto com silexito

OXI-S - Oxidado semi-compacto

SIL-F-PL – Silicatado friável plástico

SIL-C-CIBASX - Silicatado com silexito e barita

SIL-F-CAU - Silicatado friável com caulinita

SIL-F – Silicatado friável

RESUMO

A caracterização do minério e sua previsão de resposta na unidade de processamento sempre estiveram incluídas em projetos de mineração. Os resultados dessa caracterização devem passar a integrar o modelo de recursos usados no planejamento de lavra. As etapas necessárias desde a caracterização mineral à sua modelagem 3D são referidas como modelo geometalúrgico. Nesse contexto, a rocha fosfática não é exceção e seu comportamento na usina deve ser projetado antecipadamente. O objetivo desse trabalho é distinguir diferentes tipologias de minério através de suas características mineralógicas, químicas e metalúrgicas. Essas características foram definidas a princípio por critérios descritivos de campo como mapeamento geológico de detalhe, seguidos por análise química dos teores e testes de desempenho que reproduzem em escala de bancada o processo de beneficiamento mineral. O mapa geológico foi usado como base para descrição de tipologias de minério e sua constituição mineralógica. Este mapa também foi utilizado para a seleção das amostras de sondagem e de curto prazo. Para atingir a massa necessária para os ensaios de bancada, uma ou mais amostras com as mesmas características e espacialmente correlacionadas foram agrupadas compondo um bloco amostral. Os blocos foram ensaiados numa planta piloto, que simula as etapas do tratamento de minério da planta industrial. Cada bloco recebeu uma característica descritiva em função dos valores de recuperação metalúrgica e mássica encontrados. Essas características foram cruzadas com as informações do mapeamento tipológico e domínios geometalúrgicos foram definidos. Observou-se a possibilidade de prever desempenhos de recuperação para os diferentes tipos de minério em concordância com o mapa geológico. Um modelo geometalúrgico foi gerado, empregando um método da geoestatística não linear para modelagem de variáveis categóricas, i.e., tipos de minério. A metodologia mostrou-se adequada, permitindo rapidez na atualização do modelo de blocos.

ABSTRACT

Ore characterization and its mass recovery and response at processing plants should be thoroughly studied and included in mining projects. The results of this ore characterization should be part of the resource model used for mine planning. This modelling process is known as geometallurgy. In this context, phosphate rock is no exception and its behavior in terms of processing mass recovery should be predicted in advance. To help in this modelling process, this study aims at distinguishing different ore types through their mineralogical, chemical and metallurgical characteristics. They were defined by descriptive criteria such as geological mapping, followed by analysing the main chemical species and batch tests which reproduce the mineral processing plant flowsheet. The geological map was used as a basis for describing the ore types and their mineralogical constitution. This was also used for short term and drill hole samples selection. To achieve the mass required for the batch tests, one or more samples with the same characteristics and spatially correlated were grouped to form a large volume sample or block. The blocks were tested at the pilot plant, which emulates the steps of processing the ore at the plant. Each block received a code on the basis of its mass and metallurgical yield values found. These characteristics were combined with the typological mapping and geometallurgical domains were identified. The results made possible to predict the performances of mass and metallurgical yield at various domains within the deposit starting with grouping the ore types in accordance with the geological map. A geometallurgical model was generated using a nonlinear geostatistics for modeling categorical variables, i.e. ore types. This methodology proved to be adequate, providing valid models and moreover permitting fast updating of the block model.

CAPÍTULO 1

INTRODUÇÃO

O Brasil é um dos principais produtores e fornecedores de alimento do mundo em função da sua grande extensão territorial e do seu clima. A agricultura brasileira enfrenta grandes desafios, como o atendimento à crescente demanda por alimentos e produtos agropecuários em quantidade e qualidade. O Brasil se destaca na produção de grãos como a soja, milho, arroz e feijão, ocupando a quinta posição no ranking mundial. Também, se destaca pela cultura de cana de açúcar e laranja. Sua agroindústria vem apresentando crescimento contínuo principalmente pelo aumento da produtividade devido, entre outros fatores, a uma maior e melhor aplicação de fertilizantes.

Segundo a legislação brasileira, fertilizantes são definidos como substâncias minerais ou orgânicas, naturais ou sintéticas, fornecedoras de nutrientes para as plantas, sendo utilizados na agricultura (Ministério da Agricultura). Dos elementos químicos presentes nos fertilizantes, conforme quantidade e proporção, o nitrogênio, fósforo e potássio são os que suprem as maiores deficiências do solo, daí a fórmula básica dos fertilizantes NPK.

O fósforo é encontrado na natureza como fosfatos de rocha em depósitos que ocorrem por todo o mundo. Esses depósitos têm origens sedimentares, ígneas e biogénéticas. Os depósitos sedimentares e os depósitos ígneos são os mais importantes do ponto de vista econômico. Os depósitos biogénéticos são concentrações orgânicas originadas pelos dejetos de aves (guanós), e economicamente menos importantes. Os minérios de fosfatos sedimentar estão localizados nos Estados Unidos, Marrocos e Oriente Médio. Já os minérios de fosfatos ígneos estão presentes na África do Sul, Rússia, Filândia e Brasil. (Balanço Mineral – 2001 – Departamento Nacional de Produção Mineral/ Ministério de Minas e Energia).

Os três maiores produtores mundiais de rocha fosfática são os Estados Unidos, Marrocos e Rússia, que detém 60% da concentração dessa rocha no mundo. O Brasil é o sétimo produtor mundial de fosfato com as maiores jazidas em Minas Gerais (67,9%), Goiás (14%) e São Paulo (6%) e é o quarto maior consumidor mundial de fertilizantes. Ressalta-se, que 91,5% do patrimônio nacional de rocha fosfática, em termos de pentóxido de fósforo (P_2O_5) contido (recursos medidos e indicados), estão concentradas em apenas quatro estados, onde o município de Tapira é o maior detentor de fosfato com 32,6%, seguidos de Serra do Salitre com 13,5%, Patos de Minas (11,9%) e Araxá (8,8%), todos no estado de Minas Gerais. No estado de Goiás, os municípios de Catalão com (7,1%) e Ouvidor (6,8%). O estado de São Paulo representado pelos municípios de Cajati (3,4%) e Iperó (Registro) com 2,8% e finalmente o estado de Santa Catarina, onde o município de Anitapolis detém 4,6%. (Departamento Nacional de Produção Mineral - DNPM). As jazidas fosfatadas de origem ígnea no Brasil representam cerca de 80% dos depósitos conhecidos para essa commodity. Estão associados a complexos ultrabásicos alcalinos e são formadas por rochas carbonatíticas e minerais micáceos com baixo teor de P_2O_5 podendo conter outras impurezas, provenientes dos constituintes do magma durante processo de cristalização da apatita. Diferente dos depósitos sedimentares, que apresentam teores elevados de P_2O_5 , grandes extensões e homogeneidade das camadas sedimentares mineralizadas.

Os complexos ígneos são bastante susceptíveis a processos de alteração, devido à sua mineralogia, principalmente os que ocorrem em regiões com clima tropical. Neles, desenvolvem-se coberturas intempéricas com dezenas a centenas de metros de espessura, sendo responsáveis pela formação de depósitos residuais de vários elementos, como nióbio (Nb), elementos terras raras (ETR), fósforo (P), etc. O fósforo é encontrado facilmente na natureza em rochas e minerais que se formam em ambientes geológicos variados.

Existem 370 minerais com teores consideráveis de fósforo e destes, 96 apresentam teores de fósforo superiores aos da apatita (18,4% de P), porém

na sua maioria tem apenas significado científico e mineralógico, dada a sua raridade. Sob essa ótica, os minerais de fósforo do grupo da apatita são os mais importantes, pois constituem minerais de minério (LOUREIRO *et al.*, 2006). Os minérios de fósforo pertencente ao grupo da apatita são representados pela fórmula $\text{Ca}(\text{F}, \text{Cl}, \text{OH})(\text{PO}_4)_3$ que é um fosfato cristalino de cálcio com flúor, cor variável, brilho vítreo, dureza cinco, densidade 3,1 a 3,2 g/cm^3 , com teor de P_2O_5 entre 4 a 15%.

Os depósitos de apatita tem uma mineralogia extremamente complexa, tendo impurezas (contaminantes) de influência marcante no rendimento (recuperação) de fósforo nas plantas de beneficiamento desses minérios, resultando em altos custos de produção e baixa recuperação metalúrgica.

Aproveitar o fósforo sob a forma de pentóxido de fósforo (P_2O_5) é uma necessidade única e imprescindível, para que se possa garantir a produção de fertilizantes com especificações necessárias para o mercado e com quantidades de elementos e nutrientes vitais para novas plantações. Também, são de suma importância política e econômica quando se visa diminuir a dependência externa desse insumo (Balanço mineral, DNPM, 2001).

ABOUZEID (2008) afirma que as reservas mundiais de rochas fosfáticas de alto teor em P_2O_5 e, conseqüentemente, baixo teor de impurezas estão sendo esgotadas. As estimativas das reservas de fosfatos mundiais e as avaliações dos depósitos passíveis de exploração oscilam grandemente.

O fato é que as reservas de fosfato, assim como outros bens minerais, são finitas e não renováveis em termos do período de tempo geológico. Assim, a caracterização dos tipos minério e sua previsão de resposta na unidade de processamento são fundamentais para o sucesso dos projetos de mineração. O resultado dessa caracterização mineralógica deve existir como parte indispensável na construção do modelo de recursos e cálculo de reservas. O ciclo que envolve desde a exploração mineral até à construção do modelo de blocos, e a revisão do mesmo à medida que a geologia da mina vai se tornando mais conhecida e exposta é denominada modelagem geometalúrgica.

Neste contexto, este trabalho tem como objetivo identificar as tipologias de minério, distinguir o seu comportamento nos processos da planta de tratamento de minério e antecipar ao planejamento de lavra o comportamento esperado para esses tipos.

Através da interface multidisciplinar entre geologia, geoestatística e processamento mineral pode-se construir um modelo geometalúrgico com essa finalidade. O modelo deve apresentar as principais tipologias de minério modeladas por métodos geoestatísticos. Uma metodologia de modelagem convencional também foi testada, a fim de comparar as técnicas e buscar a que melhor se adéqua às necessidades do modelo.

1.1- OBJETIVOS

1.1.1 - Objetivo geral

O objetivo desse trabalho é propor uma metodologia para construir um modelo geometalúrgico, utilizando métodos geoestatísticos, subsidiando a lavra do minério fosfático. Assim, poder-se-á colaborar com êxito os planos de produção do médio e curto prazo.

1.1.2 - Objetivos específicos

- i. Estudar métodos para determinação das características geometalúrgicas dos tipos de minérios. Os critérios para determinação dessas características foram: mapeamento geológico de detalhe, seguidos de análise química dos teores e testes em escala de bancada que reproduzem o processo de beneficiamento mineral.
- ii. Avaliar as características das tipologias de minério bem como seu posicionamento espacial dentro do corpo mineralizado.
- iii. Avaliar os atributos e os métodos geoestatísticos para construir o modelo 3D fundamentado nas informações de geologia e processo.

- iv. Comparar os resultados obtidos a partir da modelagem geoestatística com a modelagem convencional.
- v. Sugerir uma metodologia a ser implantada para direcionar a tomada de decisão no processamento mineral com base em um modelo tridimensional de blocos.

1.2 - METODOLOGIA

A metodologia para o desenvolvimento desse estudo compreendeu etapas de campo, laboratório e escritório e contou com a colaboração de uma equipe multidisciplinar envolvendo as áreas de geologia, processo e operação de mina.

1.2.1- Mapeamento geológico

Os trabalhos de mapeamento geológico tiveram início em 2011, após o começo do decapeamento da mina F4, em processo de implantação. A escala de mapeamento adotada foi de detalhe, i.e. 1:1000.

Em 2013, identificou-se uma necessidade de adequar a metodologia de mapeamento para distinção dos tipos de minério, e não mais das unidades intempéricas como era feito até então. Para tanto, o mapa tipológico usou como base os mesmos critérios de classificação de minérios empregados na mina do Barreiro, uma vez que essas minas pertencem à mesma estrutura geológica, e estão contidas na mesma intrusão alcalina.

À medida que o mapeamento foi avançando, feições mineralógicas e físicas, intrínsecas a essa área do depósito foram definidas. O mapa passou por etapas de modificações. Essas informações são importantes uma vez que o modelo está em constante atualização podendo ter alguns dos seus critérios readequados no futuro.

1.2.2 - Definição, amostragem e preparação das amostras.

Para a escolha das amostras, foram selecionados os corpos individualizados no mapa geológico que atendiam as características

mineralógicas e químicas do minério oxidado. Ou seja, o minério responsável pela produção atual rico em apatita, definido por teor de P_2O_5 ap $\geq 5\%$, $MgO \leq 3\%$ e relação CaO/P_2O_5 (RCP) $< 1,4$.

As amostras selecionadas foram obtidas a partir do acervo de testemunhos de sondagem remanescente e de amostras de curto prazo. É importante ressaltar que os teores das amostras de sondagem e pó de perfuratriz são orientativos para a etapa de triagem e uma nova análise química será feita nas amostras enviadas à planta piloto. Para atender a quantidade em massa necessária para os ensaios de flotação em bancada de 6Kg a 10Kg, uma ou mais amostras com as mesmas características geológicas e espacialmente próximas (em sequência) foram agrupadas compondo um bloco amostral. Cada bloco recebeu uma redescrição geológica de acordo com os critérios do mapeamento tipológico. A etapa de preparação consistiu na homogeneização do material em pilhas prismáticas ou cônicas, quarteamentos e reduções de massa e granulométrica até a etapa de análise química.

Um caso a parte, contempla seis blocos (*BL13-151*, *BL13-152*, *BL13-157*, *BL13-316*, *BL-321*) que foram separados em três alíquotas para os seguintes destinos:

- 5 kg para envio ao LCT/USP (Laboratório de Caracterização Tecnológica da Escola Politécnica da Universidade de São Paulo);
- 2 a 3 kg para o laboratório de caracterização no Complexo mineroquímico de Araxá - CMA (determinação do RCaO);
- 6 a 10 kg para planta piloto (ensaios de flotação em bancada);

As amostras enviadas ao LCT e laboratório de caracterização da Vale foram submetidas, respectivamente, a estudos mineralógicos e grau de liberação da apatita (índice RCaO). O procedimento utilizado na caracterização dessas amostras envolve as etapas de separação magnética, redução de granulometria e massa, análise química por fração granulométrica, identificação dos minerais por microscópio eletrônico de varredura e espectroscopia de energia dispersiva (MEV-EDS), caracterização das

características microestruturais da apatita por MEV sob configuração BSE (*backscatering*) e CATODO (catodoluminescência). O índice RCaO, também dito como apatita limpa, é determinado em função da quantidade de apatita na massa final (dado pelo teor de P_2O_5), ou seja, quantidade de apatita livre de impregnações como magnetita e outros contaminantes. Esse índice é utilizado no auxílio à previsão de recuperação de apatita na usina. A abordagem detalhada envolvendo a caracterização mineralógica propriamente dita, dos cinco blocos descritos acima, não será utilizada como parte desse estudo por não ter quantidade de dados suficiente para mapeá-los espacialmente. Mas, por subsidiar o mapa geológico com informação complementar da mineralogia e auxiliar na confirmação das características tipológicas aqui mencionadas.

Em sequência aos métodos aplicados aos demais blocos, após a etapa de preparação e quarteamento, as amostras coletadas tiveram os teores previamente analisados antes do envio à planta piloto. O fluxograma a seguir apresenta a rota de processo usada nas amostras durante os testes de bancada (figura 1.1).

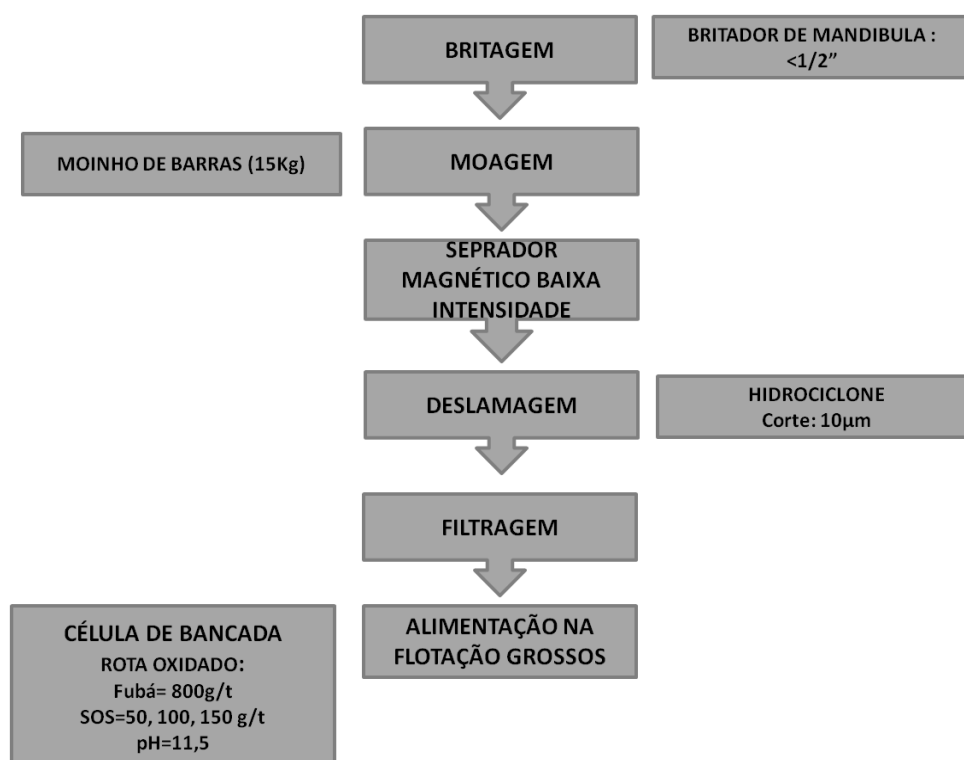


Figura 1.1 - Fluxograma dos ensaios de bancada.

1.2.3 - Preparação do banco de dados.

O banco de dados utilizados foi fixado na data 02/01/2014, sendo constituído por:

- Dados de geologia: indentificação das amostras, coordenadas descrição de tipologia, teor, etc.;
- Dados de processo: recuperação metalúrgica, mássica, teor de concentrado, etc. dos blocos testados em escala de bancada;

As informações foram consolidadas por etapas, em planilha formato Excel®. Posteriormente, os dados foram validados e formatados de maneira que as informações como, coordenadas, atendessem os padrões de operação do software *CAE MINE Studio III® versão 3.20.5321*, utilizado nesse trabalho.

1.2.4 - Desenvolvimento

Esta etapa envolveu:

- Separação dos blocos em função da tipologia.
- Análise exploratória preliminar do banco de dados.
- Agrupamentos de domínios geoestatísticos (análise de comportamento das variáveis de processo sob o ponto de vista da geologia e da estatística).
- Definição dos parâmetros para modelagem, i.e. tipos de minério.
- Definição da metodologia para incorporação das variáveis categóricas.

1.2.5 - Validação dos resultados

- Comparação entre as técnicas (modelagem convencional vs modelagem geoestatística).

- Check de seção e amostras (validação visual).

1.3 - ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

A dissertação foi organizada em cinco capítulos, a saber:

- Capítulo 1 – Apresenta uma introdução sobre o cenário da indústria de fertilizantes e as jazidas de fosfato. Em sequência, o estudo de caso, objetivos e metodologia.
- Capítulo 2 – Contextualiza os temas que abrangem a modelagem tridimensional de corpos geológicos . Uma ênfase é dada aos conceitos de geometurgia, análise estatística e modelagem de tipologias (krigagem indicadora e modelagem geológica geométrica).
- Capítulo 3 – Esse capítulo traz informações da área em estudo, como: aspectos geológicos, modelo e fluxograma da planta de beneficiamento, análise exploratória dos dados e abordagem sobre a análise dos grupos (domínios) geometúrgicos
- Capítulo 4 – O capítulo quatro apresenta a modelagem 3D, por métodos convencionais e por métodos estatísticos.
- Capítulo 5 – Nesse capítulo, são apresentadas as conclusões e recomendações para trabalhos futuros.

CAPÍTULO 2

REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Atualmente, uma evolução tem ocorrido na construção dos modelos geológicos tridimensionais no mundo da mineração. A modelagem está sendo marcada pela necessidade de uma representação precisa dos corpos de minérios, seguidos pelo processo de avaliação geoestatística dos recursos e pela integração destes dados às informações metalúrgicas de processo. Isso leva a um modelo 3D denominado geometalúrgico, e exige o conhecimento em diversas áreas como geologia, geoestatística e processo.

Esse capítulo traz uma revisão dos principais temas envolvidos no desenvolvimento do modelo geometalúrgico: a) Geometalurgia, explanação sobre o conceito geometalurgia, objeto de estudo; b) Estatística, ferramenta importante para a fundamentação dos domínios geometalúrgicos e direcionamento da modelagem c) Modelagem de tipologias, metodologias usadas para consolidação do produto final.

2.1 - GEOMETALURGIA

Nos últimos anos, tem se desenvolvido uma filosofia entre geólogos e engenheiros de minas sobre integração da geologia com tecnologias extrativas e de processo para a otimização e melhoria nos projetos de mineração.

Segundo HOAL (2008), o termo "geometalurgia" foi provavelmente criado por MCQUISTON e BECHAUD em 1968 em uma discussão sobre amostragem em depósitos minerais durante a fase de pesquisa. Para esses autores, a geometalurgia abrange desde geologia até a metalurgia e, estas se encontram entrelaçadas para obtenção do entendimento da complexidade do depósito, levando, eventualmente, a uma definição de reservas. O desenvolvimento de um modelo com critérios de engenharia leva a um planejamento bem sucedido e rentável das operações. No entanto, com o

aumento da especialização nas áreas de geologia econômica e metalurgia nos anos seguintes à década de 70, houve menos ênfase no desenvolvimento das habilidades interdisciplinares.

A maior integração entre a geologia e o processamento mineral e metalurgia é uma ideia relativamente recente. No Brasil, alguns trabalhos têm sido desenvolvidos principalmente em depósitos de minérios de ferro. Segundo os autores HSIEH, 2005; DEBRINCAT; LOO; HUTCHENS, 2004; GOLDDRING 2003; VIEIRA et al., 2003; CAPOLARI; OLIVEIRA; OTTONI, 2002; ISHIKAWA et al., 1983 *apud* CHEMALE *et al.*, 2013, os primeiros trabalhos feitos para os diversos tipos de minérios de ferro nesse sentido demonstram que as propriedades e/ou características metalúrgicas estão intimamente relacionadas com a sua microestrutura e textura mineral.

Uma ferramenta importante da geologia na previsão da resposta metalúrgica do minério é a caracterização mineralógica, depósitos minerais onde a mineralogia é bem conhecida são capazes de evidenciar características importantes para o desenvolvimento do processo de beneficiamento, como a relação minério-ganga, mineral de minério a ser liberado, granulometria de liberação entre outras. Estas características impactam na recuperação mássica e metalúrgica dos minérios.

Atualmente, pode-se dizer que a mineralogia e a caracterização de materiais constituem os pilares fundamentais para a metalurgia preditiva, que podem ser inicialmente avaliadas a partir de amostras de sondagem de exploração. WILLIAMS e RICHARDSON (2004) definem a geometalurgia como: "... seleção de um número de amostras informadas pela geologia para ensaios que determinam parâmetros metalúrgicos dos materiais, onde a interpolação desses parâmetros é utilizada para apoiar o modelo de processos através de técnicas reconhecidas de geoestatística".

Mapeamento geológico, caracterização de rochas e uma boa avaliação de recursos através de modelos tridimensionais realizados na fase de pesquisa e exploração reduzem significativamente as incertezas do projeto. Fatores que poderiam afetar negativamente o planejamento de lavra, podem ser

previamente identificados e melhor compreendidos para a otimização das atividades. A geologia deve auxiliar na interpretação dos resultados dos testes de processo, que refletem a mineralogia dos materiais, e de posse aos resultados dos testes metalúrgicos, deverá incorporar essas informações no modelo 3D.

Segundo VERÍSSIMO (1999), o controle integrado da qualidade do minério desde a mina até o produto final poderá ser realizado por meio da construção de um modelo geológico-tipológico, estabelecendo as relações espaciais nas jazidas nas diversas categorias tipológicas de minérios. Atualmente, algumas minerações implantaram o modelo geológico-tipológico tridimensional para orientar o planejamento da lavra e controlar a qualidade dos concentrados de minério de ferro.

Assim, um modelo de recursos acurado envolve a criação de uma matriz que inclui geologia, mineralogia, teor e parâmetros metalúrgicos que serão utilizados no planejamento da mina (WILLIAMS e RICHARDSON, 2004). No entanto, isso muitas vezes não é feito. A indústria tem vinculado culturalmente os dados obtidos durante a exploração geológica (exemplo compacidade) às características metalúrgicas, ao invés de desenvolver uma campanha orientada e abrangente para obter parâmetros metalúrgicos como moagem e flotação, por exemplo.

O trabalho de modelagem geológica dos depósitos é geralmente realizado após a amostragem, e este modelo é usado para predição de informação em lugares onde não se têm dados através de metodologias convencionais de interpolação (inverso do quadrado da distância, vizinho mais próximo, etc) ou por métodos geoestatísticos mais robustos (krigagem ou simulação condicional). As litologias são registradas a partir da descrição de furos de sondagem e a combinação dos teores das amostras com a descrição geológica é frequentemente utilizada em projetos de mineração para construir o modelo de processo.

A indústria sabe e reconhece que na maioria dos depósitos os valores dos teores de metal amostrados são altamente variáveis e por isso exige uma

amostragem adensada e procedimentos confiáveis para gerar o modelo do depósito. Mas o mesmo critério não é utilizado para incorporar as informações metalúrgicas ao modelo.

As várias razões para não executar o procedimento correto seriam: primeiro, porque até a década de 1990 não era comprovado a eficiência de testes em escala de bancada que permitissem medir de forma independente a friabilidade do minério, dureza, dificuldade de moagem, etc. Então, para se fazer esse tipo de teste era preciso muitas amostras, além de alto custo e demanda de tempo. A segunda razão está amarrada a cultura de assumir parâmetros geológicos como orientativos para o desempenho dos materiais nas plantas de beneficiamento. Por exemplo, associar o grau de compactidade das litologias à dificuldade de moagem. Esta suposição é equivocada, pois de acordo com alguns autores, não só o grau de compactidade influencia na etapa de cominuição dos minérios, mas também a estrutura cristalina, o hábito e a porosidade dos minerais.

A litologia e o grau de alteração mineral da amostra são subjetivamente atribuídos pelo geólogo de exploração. Quando passamos a estudar escalas microscópicas, observamos que nem sempre o material aparentemente mais compacto é o material com maior dificuldade em liberação dos grãos. Relações minerais, tamanho de cristais menores e substituição da matriz mineralógica podem afetar a moagem e/ou desempenho da flotação de forma que dois minérios com a mesma denominação de litologia e alteração podem se comportar de forma muito diferente na planta de beneficiamento (LOZANO *et al.*, 2003).

Outro motivo é o conservadorismo intrínseco da indústria. O que foi feito no passado é muitas vezes visto como a forma de ser fazer as coisas no presente por nenhuma outra razão, além do fato de já ter sido feita antes (LOZANO *et al.*, 2003).

2.2 - ANÁLISE ESTATÍSTICA

Os depósitos minerais são, em quase sua totalidade, razoavelmente organizados e estruturados espacialmente. Esta organização deve-se a processos genéticos que formam a jazida. Os trabalhos de geologia e pesquisa mineral são absolutamente fundamentais e insubstituíveis para elucidar a organização e as estruturas dos depósitos. Com o auxílio dos trabalhos de pesquisa geológica, definem-se os campos homogêneos do depósito, que por sua vez irão ser analisados individualmente e em maior profundidade com o uso de ferramentas geoestatística.

DEUTSCH (1998) descreve a geoestatística como um ramo da estatística aplicada que enfatiza (1) o contexto geológico dos dados, (2) a relação espacial entre os dados, e (3) a diferença de suporte volumétrico e de precisão dos dados.

Ainda segundo o mesmo autor, a estatística se ocupa dos métodos matemáticos para a coleta, organização e interpretação de dados, bem como tirar conclusões e tomar decisões razoáveis com base nessa análise. A fase da estatística que descreve ou analisa um determinado grupo sem inferência sobre um grupo maior é chamado de estatística descritiva ou dedutiva.

2.2.1 – Estatística descritiva

Como parte da estatística clássica, a estatística descritiva, como o próprio nome já diz, se preocupa em descrever os dados. Seu objetivo é sintetizar uma série de valores de mesma natureza, permitindo dessa forma que se tenha uma visão global da variação desses valores, bem como organizar e descrever os dados através de tabelas e gráficos.

Essas tabelas e gráficos vão expressar, de forma simples, características como medidas de tendência central, medidas de dispersão, forma das funções de distribuição de probabilidade (histogramas), correlação simples, relações entre os grupos de variáveis, e uma variedade de enunciados probabilísticos relacionados com alguns destes temas (SINCLAIR e BLACKWELL, 2002).

A estatística trata de populações ou amostras, que é uma parte representativa de um todo. Esta população ou amostra é caracterizada por variáveis com parâmetros específicos (exemplo, média e variância).

A amostra pode ser definida como um subconjunto, uma porção extraída da totalidade de observações abrangidas pela população, através da qual se faz uma inferência sobre as características da população. Uma amostra pode assumir diferentes tamanhos, ou seja, ser tão pequena como um grama ou possuir centenas de toneladas.

A aplicação da estatística descritiva exige a revisão de alguns conceitos e definições fundamentais apresentadas nos tópicos seguintes.

2.2.1.1 – Variável aleatória

Uma variável aleatória é denotada por letras maiúsculas Z ou S, e é definida como o conjunto de valores possíveis que a variável z ou s pode assumir na área de estudo ou num determinado local u. As variáveis aleatórias podem ser contínuas ou categóricas. Uma variável é dita contínua (como por exemplo, concentrações de metal), se são medidas em uma escala quantitativa, enquanto uma variável é dita categórica quando leva apenas a uma condição de estado, geralmente não ordenados como tipo de rocha ou solo (GOOVAERTS, 1997).

2.2.1.2 – Distribuição de frequência

Seja $\{s(\alpha), \alpha = 1, \dots, n\}$ o conjunto de observações da variável categórica s medidas em n intervalos α . O conjunto das K classes possíveis de s_k que qualquer valor s_α pode assumir é denotado por (s_1, \dots, s_k) . Por exemplo, $s(\alpha) = s_k$ se a classe s_k é observada no α intervalo. As K classes são exaustivas e mutuamente exclusivas no sentido de que cada indivíduo pertence a uma e apenas uma classe s_k . A distribuição (histograma) de dados categóricos é completamente descrita por uma tabela de frequência, que lista as classes K e sua frequência de ocorrência. A frequência de ocorrência da

classe s_k denotada $f(s_k)$ pode ser expressa como a média aritmética dos n dados indicadores:

$$f(s_k) = \frac{1}{n} \sum_{\alpha=1}^n i(\alpha; s_k),$$

onde o ponto de referência $i(\alpha; s_k)$ associado com o intervalo α é definido 1 se a classe s_k é observada, e zero caso contrário

Da mesma forma, seja $\{z(\alpha), \alpha = 1, \dots, n\}$ o conjunto de medidas da variável contínua z sobre n indivíduos α . A distribuição dos valores contínuos é tipicamente representada por um histograma com um grande número de valores de dados discretizados em um intervalo de classe específico de igual largura e a proporção relativa dos dados dentro cada classe expressa pela altura das barras. Estas proporções relativas definem as frequências de classe, daí o histograma representa a distribuição de frequência dos valores de z para um determinado intervalo de classes (GOOVAERTS, 1997).

Segundo ISAAKS e SRIVASTAVA (1989), uma das apresentações mais comuns e úteis de conjuntos de dados é a tabela de frequência e seu gráfico correspondente, o histograma. Os registros da tabela de frequência como os valores observados muitas vezes caem dentro de certos intervalos ou classes. A tabela 2.1 mostra a tabela de frequência que resume um banco de dados com 100 valores V mostrados no gráfico da figura 2.1.

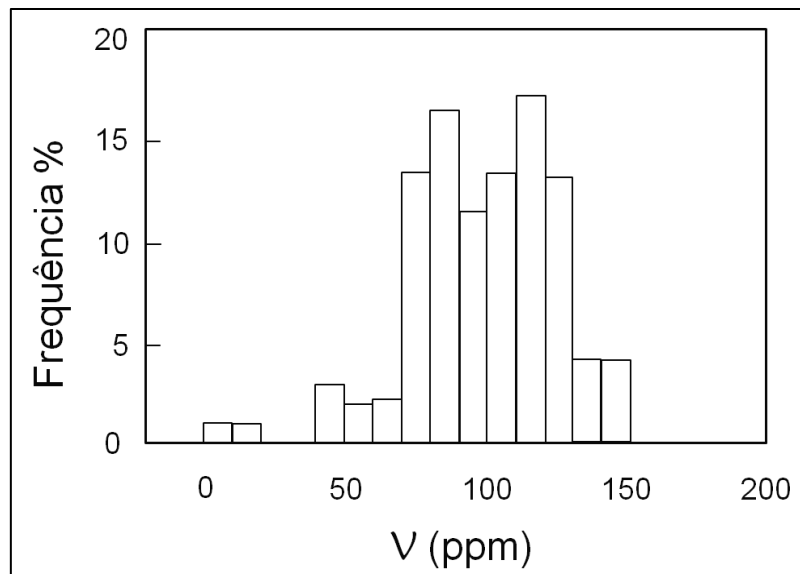


Figura 2.1 - Histograma dos 100 dados V selecionados. Modificado de ISAAKS e SRIVASTAVA (1989).

Tabela 2.1 - Tabela de frequência dos 100 dados V selecionados para intervalos de classes de 10ppm. Modificado de ISAAKS e SRIVASTAVA (1989).

Classe	Nº dados	%
$0 \leq V < 10$	1	1
$10 \leq V < 20$	1	1
$20 \leq V < 30$	0	0
$30 \leq V < 40$	0	0
$40 \leq V < 50$	3	3
$50 \leq V < 60$	2	2
$60 \leq V < 70$	2	2
$70 \leq V < 80$	13	13
$80 \leq V < 90$	16	16
$90 \leq V < 100$	11	11
$100 \leq V < 110$	13	13
$110 \leq V < 120$	17	17
$120 \leq V < 130$	13	13
$130 \leq V < 140$	4	4
$140 \leq V < \infty$	4	4

Muitos textos estatísticos usam a convenção em que os dados são classificados em ordem ascendente de forma a produzir tabelas de frequência acumulativas e descrições de distribuições de frequência acumulativas. Para

muitas aplicações de ciências da terra, tais como estudos de recursos minerais e de distribuição espacial de poluentes, a frequência acumulada acima de um limite inferior é mais interessante. Para tais estudos, tabelas de frequência acumulativas e histogramas podem ser preparados após a classificação dos dados em ordem decrescente (ISAAKS e SRIVASTAVA, 1989). O histograma cumulativo correspondente aos dados apresentados na tabela 2.1 acima, é mostrado na figura 2.2 numa função não decrescente entre 0 e 100%.

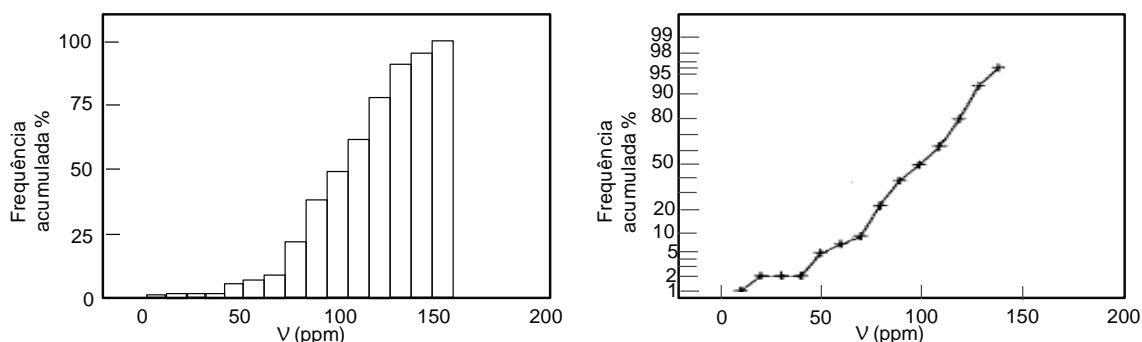


Figura 2.2 - Histograma acumulativo dos 100 dados V selecionados. Gráfico de probabilidade de uma normal. Modificado de ISAAKS e SRIVASTAVA (1989).

De acordo com GOOVAERTS (1997), as características importantes de uma distribuição são o seu valor central e as suas medidas de dispersão e simetria.

2.2.1.3 – Medidas descritivas

As medidas descritivas podem ser classificadas em medidas de tendência central e medidas de dispersão. SINCLAIR e BLACKWELL (2002) descrevem essas medidas como:

- i. Medidas de tendência central e localização: o agrupamento preferencial dos valores num conjunto de dados é comumente medido pela média aritmética (m), determinada pela soma de n valores, dividido pelo número

$$\text{de } n \text{ dados: } m = \frac{\sum x_i}{n}$$

Se os n valores são amostras aleatórias, a média da amostra é uma estimativa não tendenciosa da média da população.

Quando as amostras não tem o mesmo tamanho, o valor médio da amostra pode ser combinado a seus pesos w_i (proporcionais às massas ou volumes) e tem-se a média ponderada:

$$m_w = \sum w_i x_i, \text{ para } \sum w_i = 1$$

onde x_i são os valores que estão sendo avaliados e w_i são os pesos correspondentes. A relação $w_i = 1$ é a condição de não viés, que é essencial para fazer a média ponderada imparcial.

Para as distribuições altamente assimétricas, o valor central mais adequado é a mediana M , que é o valor correspondente a uma frequência cumulativa de 0,5, ou seja, o valor que divide a distribuição exatamente ao meio.

O valor do p-quantil de uma distribuição observada q_p , é o valor em que a proporção p dos dados não é excedida; isto é, q_p é tal que $F(q_p) = p$.

- ii. Medidas de dispersão: A dispersão é uma medida do espalhamento dos valores dos dados. É obvio que o intervalo de dados caracteriza a dispersão (ou seja, diferença entre os valores mínimos e máximos de um conjunto de dados). Mas a análise do intervalo de dados é geralmente impraticável. O intervalo é inadequado para definir a dispersão porque é muito susceptível a presença de valores extremos. A medida fundamental da dispersão de um conjunto de dados é a variância, definida como a diferença quadrática média entre as observações e sua média.

$$s^2 = \frac{\sum (x_i - m)^2}{n-1}$$

onde x_i é cada um dos valores dos dados; m representa a média dos dados, e n é o número de dados. O termo $(n-1)$ é conhecido com

graus de liberdade e tem origem na teoria estatística de Análise de Variância.

2.2.1.3 – Amostragem preferencial

Uma amostragem é considerada preferencial quando a localização das amostras não apresenta uma malha regularmente distribuída. Qualquer amostragem preferencial é passível de impactar o resultado estatístico dos dados e comprometer a interpolação. Diversos fatores podem fazer com que sub-áreas sejam preferencialmente amostradas, quais sejam:

- i. Condições de acessibilidade;
- ii. Valores de atributos esperados;
- iii. Estratégia de amostragem

Existem varios procedimento para correção de amostragem preferencial. Podemos citar como exemplo métodos que consistem em reter unicamente os dados regularmente espaçados. Essa metodologia é apropriada para bancos de dados que possuem quantidade suficiente de informações a fim de não comprometer a confiabilidade dos dados. Quando o número de dados é pequeno e não permitem que sejam ignorados valores agrupados, é preciso utilizar técnicas que atribua pesos aos dados, atenuando a influência dos mesmos.

2.3 - MODELAGEM DE TIPOLOGIAS

2.3.1- Modelagem geoestatística por krigagem indicadora

Os métodos de modelagem convencional de corpos ainda são os métodos mais empregados na mineração. No entanto, esses métodos apresentam algumas limitações quanto ao tempo de construção do modelo, já que a interpretação é feita de forma manual, e influenciada pela complexidade

genética dos depósitos minerais. Quanto mais complexo é um depósito, mais trabalhosa é a modelagem para o intérprete ou modelador.

O uso da geoestatística na modelagem geométrica de depósitos é algo ainda recente e tem se fortalecido muito com o surgimento do conceito dos indicadores. Além da krigagem dos indicadores, pode-se citar outras metodologias em crescente aplicação, que visam auxiliar a modelagem geológica dos depósitos como a simulação sequencial dos indicadores, simulação plurigaussiana truncada e geoestatística multi-ponto.

JOURNEL (1983) apresentou a krigagem dos indicadores como uma proposta para construir uma função de distribuição de probabilidades acumuladas através de uma transformação não-linear. Do ponto de vista da geoestatística, a interpolação não-linear inclui métodos para estimar a expectativa condicional, e ainda a distribuição condicional de um teor em um local, ao invés de simplesmente prever o próprio teor. Os métodos de estimativa que usam os dados transformados não linearmente são agrupados na categoria de krigagem não linear.

A krigagem dos indicadores (IK) é uma técnica geoestatística bem aceita na estimativa de dados com presença de valores extremos ou com forte assimetria na distribuição de probabilidade, como também para a interpolação de variáveis categóricas.

A krigagem dos indicadores faz a estimativa de uma variável chamada indicadora ou indicatriz obtida a partir de uma transformação realizada sobre a variável original. A variável indicador revela se a variável sobre a qual a transformação foi realizada pertence a uma dada classe de valores. Se a variável pertence àquela classe de valores, a sua correspondente variável indicadora recebe o valor um (1), e em caso contrário, o valor zero (0).

Para a transformação de uma variável aleatória contínua em uma variável binária, trabalha-se com o conceito do teor de corte, termo emprestado da mineração. Cada intervalo é definido por tantos teores de corte quanto forem as categorias desejadas. Assim, através da transformação de uma

função randômica, é obtido o valor indicador, que na verdade, reflete a probabilidade associada a um determinado intervalo (OLEA, 1999). A transformação dos dados em um indicador é uma maneira eficaz de limitar o efeito de valores extremos durante o processo de interpolação, já que os novos valores serão 0 ou 1, sem presença de extremos.

A partir dos dados categóricos, a krigagem dos indicadores irá produzir a probabilidade de um local estar associado a um determinado tipo de rocha ou domínio. Assim, é possível produzir modelos de probabilidade para determinadas litologias ou tipologias de minério com base nos dados reais dos códigos das rochas contidos nas amostras.

SOARES (2006) define a variável indicatriz categórica $I(x)$, (de dados qualitativos ou discretos como, por exemplo, litologia) como sendo uma variável que pode assumir dois valores possíveis no espaço x , num sistema binário composto por dois corpos, X e Xc , dentro de uma determinada área A , ou seja:

$$I(x) = \begin{cases} 1 & \text{se } x \in X \\ 0 & \text{se } x \in Xc, \end{cases} \quad \text{sendo } A = X \cup Xc$$

Assim, a variável categórica $I(x)$ é transformada por meio de codificação binária (0 e 1) em probabilidade de pertencer aos corpos X ou Xc o que garante que os eventos sejam mutuamente exclusivos.

Os variogramas para a variável categórica $I(x)$ devem ser construídos e, conhecendo-se os variogramas, inicia-se o processo de interpolação das probabilidades.

As aplicações de variações em torno da krigagem dos indicadores são apresentadas por GOOVAERTS (1997), como a krigagem simples dos indicadores, krigagem ordinária dos indicadores, krigagem dos indicadores da mediana e co-krigagem dos indicadores. Entre as mais citadas, tanto a krigagem simples ou a krigagem ordinária dos indicadores são bons

interpoladores e irão fornecer um valor resultante entre 0 e 1 para cada local ou ponto estimado (GLACKEN e BLACKNEY, 1998).

Na krigagem simples dos indicadores, o conceito de média conhecida e constante em todo o domínio que se realiza uma estimativa por krigagem simples se mantém. Da mesma forma, os conceitos de krigagem ordinária, onde flutuações locais são consideradas sobre a média dos indicadores, limitando a hipótese de estacionaridade a uma vizinhança local (GOOVAERTS, 1997).

Uma vez estimada as probabilidades, deve-se retornar com o tipo (X ou X_c) correspondente ao ponto não amostrado, dado pelo valor mais provável (TENG e KOIKE, 2007, *apud* YAMAMOTO e LANDIM, 2013).

2.3.2 - Modelagem convencional por seções paralelas

A correta delimitação de um depósito mineral tem como base a determinação do comportamento espacial do mesmo, em termos de forma, tamanho e atitude, de tal maneira que a inter-relação e a configuração entre esses parâmetros são precisamente estabelecidos. Essa delimitação tem como escopo o estabelecimento dos limites econômicos do mesmo (SAD e VALENTE, 2007).

A modelagem como ferramenta de reconhecimento do depósito mineral permite avaliar as propriedades do objeto em estudo. O modelo é criado inicialmente com base na teoria da semelhança; assim, é possível comparar os modelos existentes na literatura com o objeto de observação. Os especialistas em gênese mineral agrupam os depósitos minerais em função das suas semelhanças e diferenças, das várias características intrínsecas e dos processos que os geram.

Atualmente, nos referimos a delimitação de uma jazida como modelo geológico. Esse modelo pode ser empírico e resultar da compilação de vários dados: geológicos, químicos, mineralógicos, genéticos ou geometalúrgicos; e tentam explicar a distribuição e a origem destas características de maneira útil e significativa (ERICKSON, 1992).

De acordo com SAD e VALENTE (2007), os modelos são classificados em gráficos, geométricos e matemáticos, sendo os geométricos mais utilizados. Existem diversas técnicas que são empregadas na modelagem geométrica dos depósitos, dentre elas podemos citar: métodos das seções paralelas, métodos das operações de ajustes, métodos dos horizontes, etc.

Todas as técnicas citadas acima, conhecidas como convencionais, são realizadas de forma manual e interativa baseadas na sensibilidade e conhecimento do modelador. Neste estudo de caso, empregamos a técnica das seções paralelas, que segue descrita abaixo.

O método da seção paralela é o mais utilizado e consiste em construir seções ou perfis verticais ou horizontais ao longo do alinhamento da sondagem. Portanto, a sua utilização só é adequada em situações onde os corpos de minérios foram investigados por uma malha de sondagem mais ou menos regular. No entanto, este suposto alinhamento da sondagem é uma das restrições do método, pois nem sempre é possível garanti-lo no campo.

As seções verticais geralmente coincidem com o alinhamento da sondagem, podendo cobrir um setor individual ou todo o depósito (figura 2.3). Já as seções horizontais, são geradas em determinados níveis ou cotas, de acordo com o interesse do modelador, e são construídas baseadas na interpolação das informações das seções verticais já interpretadas. Geralmente, os dados estão mais concentrados ao longo das seções dispostas perpendicularmente à direção de maior continuidade geológica do depósito (SINCLAIR, 2004).

A acessibilidade a muitos sistemas computacionais de visualização gráfica fornece uma visão imediata tridimensional, a partir de qualquer direção desejada, tendo como base as seções geradas. Contudo, alguns cuidados devem ser tomados, pois o uso das rotinas de interpolação dos *softwares* pode levar a erros de interpolações e divergir substancialmente da realidade (SINCLAIR e BLACKWELL, 2002).

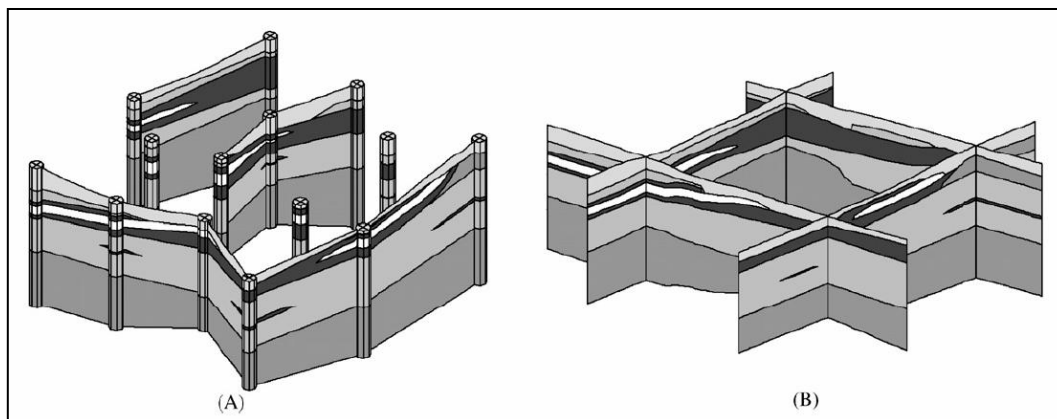


Figura 2.3 - Seções verticais em malha não regular de sondagem (A) e em malha regular de sondagem. (Extraído de SINCLAIR e BLACKWELL, 2002).

Outro fator importante é que as interpretações podem variar significativamente, mesmo nos casos onde o alcance das interpolações entre as seções é relativamente pequeno para gerar o modelo tridimensional. É muito importante o uso de informações adicionais para subsidiar as interpretações geológicas expressas nas seções. O uso de mapas geológicos e outras fontes de informações secundárias (como por exemplo, geofísica) são recomendados, pois ajudam a elucidar uma interpretação e aumentar o nível de confiabilidade do modelo desenhado.

Uma campanha de amostragem extensa é fundamental durante a delimitação do depósito a fim de diminuir subjetividades na interpretação e impactos nas etapas posteriores do projeto. Os exemplos dos riscos de uma delimitação equivocada são: erros de massas e volumes (em função das formas interpretadas e das densidades dos diferentes tipos de rochas), erros nas definições das características físicas do minério (como granulometria, compacidade, etc).

SINCLAIR e BLACKWELL (2002) classificou os tipos de erros incorporados no processo de modelamento geológico como:

- i. Erros grosseiros associados com os dados originais. Localização incorreta de amostras, interpretação equivocada em função da inexperiência do modelador. Esses erros são minimizados na

medida em que a geologia do depósito é cada vez mais detalhada.

- ii. Erros de amostragem e análise. Incerteza na localização dos limites do depósito, associado às estimativas imprecisas de teor. Uma forma de diminuir este erro é através da re-análise das amostras.
- iii. Erros devido a variações naturais. Variabilidade e complexidade intrínseca do contato entre as rochas.
- iv. Erros na aquisição dos dados. Erros de introdução e manipulação do banco de dados. Os erros devido a entrada incorreta de informação devem ser corrigidos através do cheque e análise individual de cada dado.
- v. Erros de processamento computacional. Incertezas relacionadas a erros desconhecidos de algoritmo ou escolha de um algoritmo inadequado para o tipo de depósito. Do ponto de vista prático, no modelamento geométrico faz-se necessário que se confie nas interpolações, mesmo que estas levem a erros devido às suavizações entre os pontos.

A validade do modelo (qualquer que seja) precisa ser continuamente verificada. Modelos modificam-se em função de novos dados. O conhecimento da geologia do depósito e o avanço na amostragem permite interpretar os dados para planejar a lavra (dimensão, forma e distribuição dos minérios).

Os assuntos aqui abordados são essenciais para a construção de um modelo consistente e para consolidação dessa dissertação. A utilização de técnicas da geoestatística clássica e não linear aplicadas ao conceito de geometurgia dará origem ao modelo tridimensional de parâmetros geometúrgicos. A comparação dos resultados obtidos neste modelo 3D com a modelagem geológica convencional visa checar a validade a utilização da krigagem dos indicadores

Nos capítulos 3 e 4 seguintes, serão apresentadas as definições dos domínios geometalúrgicos para a construção do modelo dos indicadores. Será apresentado também o modelo geométrico.

CAPÍTULO 3

INFORMAÇÕES DA ÁREA DE ESTUDO E ANÁLISE EXPLORATÓRIA DOS DADOS

O capítulo 3 aborda o depósito de fosfato da mina F4, descrevendo sua localização, seus aspectos geológicos e o processo de beneficiamento do mineral apatita. Segue também, a análise exploratória do banco de dados, disponibilizado pela mineradora Vale Fertilizantes, e a justificativa dos domínios geometalúrgicos definidos.

3.1- LOCALIZAÇÃO DA MINA F4

A mina F4 faz parte do Complexo Alcalino Carbonatítico do Barreiro onde estão inseridas jazidas de grande importância no cenário econômico mundial. Nesse complexo, está a maior mina de nióbio do mundo, e duas das mais importantes minas de fosfato do Brasil, em operação desde 1976.

A jazida situa-se a oeste do estado de Minas Gerais, na região do Alto Paranaíba, no município de Araxá, a 370km da capital mineira, Belo Horizonte seguindo na BR-262 (figura 3.1).



Figura 3.1 - Mapa de localização do município de Araxá-MG. Fonte www.google.com.br/maps e www.estadosecapitaisdobrasil.com.

3.2 - GEOLOGIA LOCAL

Conforme ISSA FILHO et al. (1984), três principais tipos litológicos foram estudados em furos de sondagem do Complexo Alcalino Carbonatítico do Barreiro: carbonatitos, glimeritos e uma rocha formada por carbonato, flogopita, apatita e magnetita, denominada de foscorito.

O carbonatito é predominantemente magnesiano. Os glimeritos são formados essencialmente por flogopita e localmente com piroxênio e olivina (figura 3.2). Os foscoritos, que são rochas ricas em magnetita e apatita, formam uma massa espessa dentro dos carbonatitos, em bolsões descontínuos.

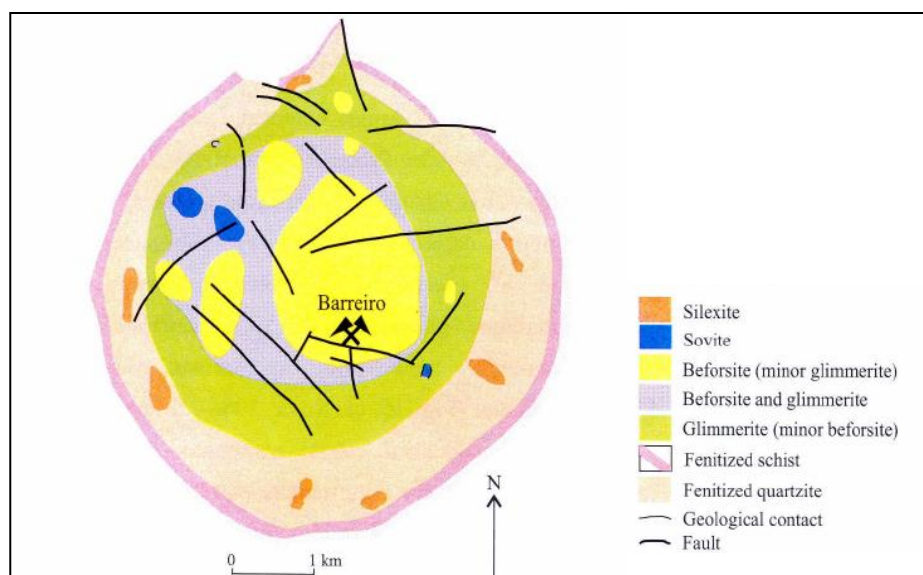


Figura 3.2 - Mapa geológico do Complexo alcalino do Barreiro (extraído de SILVA, 1979).

As grandes reservas de nióbio e fosfatos no Brasil estão relacionadas à alteração desses maciços ígneos carbonatíticos. Essas rochas têm originalmente teores elevados de nióbio (Nb) e fósforo (P), e são facilmente alteráveis, pois seus constituintes principais são carbonatos. Portanto, as reservas de fósforo só se tornaram viáveis pela concentração residual da apatita. Afloramentos de rocha são raros, e o que se observa é um espesso manto de intemperismo com aproximadamente 150m de profundidade. O modelo de classificação dos horizontes intempéricos adotado nas minas Barreiro e F4 seguem conceitos apresentados por TOLEDO (2008) em 2008/2009 à equipe de geologia da Vale Fertilizantes. Esse modelo

esquemático admite da base para o topo o seguinte perfil vertical (figura 3.3): rocha sã ou fresca, rocha alterada ou decomposta, isalterito, aloterito e solo.

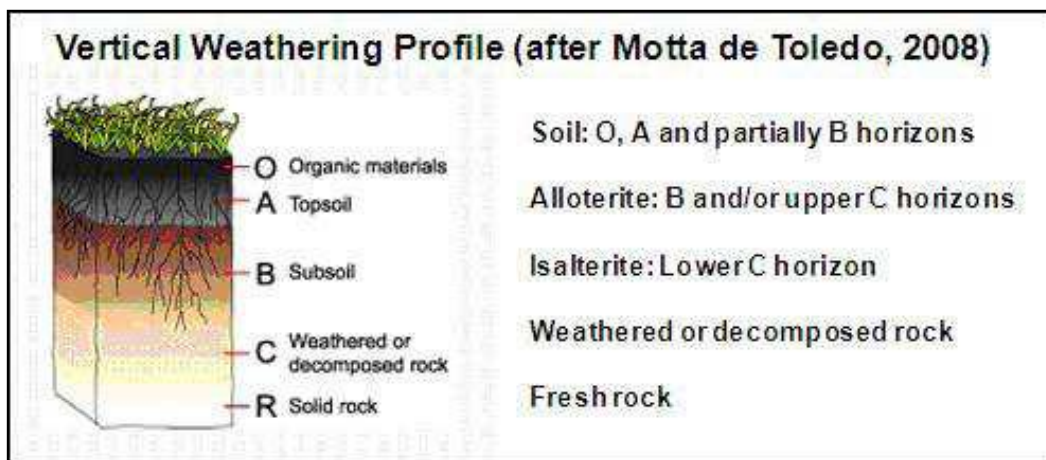


Figura 3.3 - Perfil vertical esquemático do manto de intemperismo por TOLEDO, 2008.

A tabela 3.1 mostra a relação do modelo adotado pela equipe interna de geologia da Valefertil e outros modelos teóricos existentes na literatura.

As atividades de lavra estão centralizadas nas zonas alteradas, ou seja, regiões de concentração residual da apatita. E por esta razão, as atividades de mapeamento geológico foram fortemente desenvolvidas nesses horizontes.

Tabela 3.1 - Comparação entre as classificações de solos e perfil de intemperismo existentes na literatura e adaptação para as frentes de lavra.

REGOLITO (The Regolity Glossary, 2001)		PEDOLOGIA (Decifrando a Terra)	PERFIL LATERÍTICO (Oliveira e Imbernon, 1998)	PERFIL DE INTEMPERISMO (Adptado as litologias das frentes de lavra)		ATIVIDADE MINEIRA
REGOLITO	PEDOLITO	SOLO (Mineral inconsolidado sobre a superfície que foi submetido e influenciado por fatores genéticos e fatores ambientais como clima, macro e micro-organismos e topografia, todos os atuando para produzir um produto - o solo - que difere do material do qual é derivado, em meios físicos, químicos, biológicos e propriedades morfológicas e características).	HORIZONTE O (material orgânico decomposto e humus)	COBERTURA SUPERFICIAL (cobertura superficial, nítido contato com o horizonte subjacente. Argiloso, vermelho, com matéria orgânica acumulada a 20 cm.)	SOLO (Material inconsolidado (friável) superficial, fino a médio e em geral é vermelho. Forma pequenos agregados argilosos. Predomina óxidos/hidróxidos ferruginosos e aluminosos, e argilominerais. Apresenta vestígios de interação com matéria orgânica. Não preserva característica da rocha).	DECAPEAMENTO
		RESÍDUO LATERÍTICO (carapaça ferruginosa)				
	ZONA MOSQUEADA (rica em caolinita, cimentação de matriz, estruturas secundárias ricas em ferro).	HORIZONTE B (zona máxima de acumulação de produtos de meteorização, como filossilicatos, oxi e hidroxí de ferro, alumínio, húmus, carbonatos).	ALTOTERITA (decorrente da evolução do isalterito saprolítico, atinge 25m de espessura. É um nível homogêneo, argilo-arenoso, amarelo avermelhado, sem estrutura original preservada).		ALOTERITA (Material rico em argilas; não preserva a estrutura da rocha original. 100% dos minerais estão transformados).	
	ZONA PLASMÁTICA (parte homogênea do perfil, cuja argila é componente significativo. Estruturas maiores podem ser preservadas, como o contato).			HORIZONTE C (relativamente alterado, material parental inconsolidado. Rocha grosseiramente quebrada).		
SAPROLITO	SAPROLITO	SAPROLITO	SAPROLITO		SAPROLITO	SAPROLITO
		SAPROROCK (semi compacto, necessita de martelo para quebrar. Menos de 20 % dos minerais alterado. Este limite é bastante difícil de marca).		ROCHA ALTERADA (Todas as estruturas da rocha original são preservadas. Tem aproximadamente 10m de espessura).	RPI	IN SITU
ROCHA		ROCHA	ROCHA	ROCHA		
						Braga, 2011

3.2.1 - Isalterito Laranja - ISL

O isalterito laranja (ISL) está inserido basicamente no topo do horizonte C do perfil do solo onde não ocorrem apatita, carbonatos e argilominerais 2:1 (2 camadas tetraédricas de Si^{+4} e 1 octaédrica de Al^{+3}), além de ser muito pobre em elementos como Ca, Na, P, K e Mg. Geralmente, apresenta-se com granulação fina a média (silto-arenosa a siltosa). É composto principalmente por óxi-hidróxidos de Fe e Al, fosfatos secundários de Fe, Al e Ba. Não ocorrem minerais micáceos preservados, podendo notar-se as vezes pseudomorfos micáceos argilizados. Não apresenta efervescência, sendo assim destituído de carbonatos. Uma característica fundamental, que o diferencia dos demais, é o fato de o ISL apresentar-se bastante pulverulento, além de geralmente possuir um teor de Fe elevado devido a presença em certas áreas de bolsões de magnetita granular, por vezes apresentando associações titaníferas (anatásio), além da presença de minerais ferruginosos não magnéticos (hematita, goethita).

A estrutura do ISL é geralmente semi-preserveda, as vezes marcada por bandas alternantes de uma massa alaranjada matricial e uma banda mais escura, geralmente ferruginosa e/ou manganesífera. Localmente, pode ocorrer nesse horizonte, camadas pouco espessas (<10m) ou blocos de canga.

3.2.2 - Isalterito Marrom - ISM

O isalterito marrom (ISM) corresponde ao horizonte C do perfil do solo, e quase sempre com uma natureza friável, geralmente arenosa a areno-siltosa. Podem ocorrer veios e/ou blocos fraturados de silexito (figura 3.4) além de por vezes apresentar cimentação matricial, podendo ser proveniente de silicificação e/ou de cimentação apatítica fina (figura 3.5).

O isalterito marrom marca o ápice da concentração de apatita e corresponde à faixa de minério oxidado franco, que coexiste com magnetita e argilominerais. Vermiculita ocorre na base e constitui importante critério de lavra por contribuir com teores de MgO. O beneficiamento do minério é sensível a variações de teores de MgO, Fe_2O_3 e BaO, além de P_2O_5 , bem

como à presença de carbonatos, tornando relevante o conhecimento das variações de composição química e mineralógica ao longo da jazida.

Constitui nível de espessura variável (5m a 90m) com morfologia amendoada que pode indicar influências tectônicas. Suas primeiras ocorrências foram registradas em torno da cota 1100, com maior concentração entre as cotas 1080 a 1000. Não ocorrem carbonatos, argilominerais 2:1 (2 camadas tetraédricas de Si^{+4} e 1 octaédrica de Al^{+3}), ou óxidos/hidróxidos de Fe e Al em zonas deste tipo, além de serem pobres em Al, ETR, Ti e Nb.



Figura 3.4 - Foto de talude de ISM com veios de silixito em mapeamento geológico de detalhe 1:500. Retirado de BRAGA e RANGEL (2009).



Figura 3.5 - Foto de um bloco de cimentação apatítica. Fonte: BRAGA e RANGEL (2009).

3.2.3 - Isalterito Verde - ISV

O isalterito verde (ISV) se encontra na base do horizonte C do perfil do solo e constitui zona alterada da rocha, predominantemente esverdeada, de granulometria areno-siltosa, podendo ser de natureza em geral semi-compacta dependendo do nível de preservação do material.

O ISV é constituído principalmente por minerais micáceos geralmente de granulometria fina, mas podem apresentar-se na forma grosseira, em bolsões e mesmo associados a carbonatos. Grãos de quartzo/apatita e magnetita também são frequentes. Veios de calcita bem cristalizada ainda são encontrados entrecortando o material, além de níveis enriquecidos em óxidos de Mn, por vezes com associações carbonáticas ou mesmo veios e/ou blocos de material cimentado apatítico branco-rosado com associações de apatita secundária preenchendo nódulos e cavidades do mesmo.

As estruturas da rocha ainda se encontram preservadas e esta geralmente apresenta alto grau de fraturamento com precipitação de minerais silicáticos ou mesmo argilominerais.

3.2.4 - Rocha pouco intemperizada

A rocha pouco intemperizada (RPI) representa a porção basal do perfil de intemperismo e pode por vezes ocorrer em contato direto com a rocha sã ou em associação com a mesma. Trata-se de material semi-consolidado formado por blocos de material rochoso proveniente do fraturamento e/ou cominuição da rocha fresca, mantendo ainda as estruturas originais e os minerais primários constituintes.

O RPI possui composição variável, dependendo diretamente da composição original da rocha. Dessa forma, os minerais presentes podem ser: minerais micáceos, grânulos de quartzo, carbonatos, minerais acessórios de naturezas variadas, bem como pode apresentar venulações de apatitito e grãos de magnetita formando níveis ferruginosos bem definidos (figura 3.6). Pode apresentar associações de minerais provenientes da alteração de outros minerais pré-existentes. As flogopitas alteram-se para vermiculitas; carbonatos (dolomita e calcita), piroxênios e anfibólios são parcialmente substituídos por filossilicatos hidratados (vermiculita, hidrobiotita, cloritas, serpentinas e saponitas).



Figura 3.6 - Foto de rocha semi intemperizada. Fonte: BRAGA e RANGEL (2009).

3.2.5 - Rocha sã

Constitui o substrato basal isento de alteração proveniente do

intemperismo, de natureza compacta, geralmente formada por misturas entre os tipos rochosos, apresentando zonas carbonatíticas e glimeríticas (ou flogopitíticas) associadas entre si. As principais variedades de rocha são encontradas são: quartzito e xisto (rochas encaixantes que delimitam o complexo alcalino), flogopitito, foscorito, carbonatito, serpentinito, anfibolito, (rochas do complexo alcalino). As rochas do complexo alcalino do barreiro geralmente possuem flogopititos de granulação fina, contendo anfibólios, piroxênios e olivinas, recortados por veios, de dimensões centimétricas a métricas, de carbonatitos, foscoritos e apatititos. A taxa de ocorrência dessas venulações é variável sendo maior nos arredores de intrusões carbonatíticas que ocorrem como pequenos *plugs*. Esta heterogeneidade se reflete no manto de intemperismo, material objeto de lavra desde a década de setenta, como marcantes descontinuidades horizontais e no perfil intempérico.

Os carbonatitos são divididos em dois principais tipos: carbonatito dolomítico e carbonatito calcítico. Os carbonatitos dolomíticos podem ser de coloração branca a creme, geralmente maciços a foliados e de granulação fina. Nestas zonas, encontra-se uma taxa reduzida de minerais acessórios, geralmente magnetita e mica, ambas muito finas. Podem ser encontrados ainda preservados, ou mesmo em forma de vênulas e veios semi-alterados.

Os flogopititos são rochas equigranulares de textura muito fina, podendo conter micas mais grosseiras, apresentando-se como uma rocha de coloração cinza escura a marrom avermelhada. Pode apresentar ainda venulações de calcita cristalina (figura 3.7). É caracterizada por conter mais de 70% flogopita. Já as rochas que contêm mais de 40% flogopita, são designadas localmente de glimerito termo mais utilizado internamente pelos geólogos da Vale Fertilizantes na década de 1990 e 2000. Também é comum a existência de brechas e feições misturadas entre carbonatito e glimerito / flogopitito.

Os foscoritos geralmente apresentam associações mineralógicas de magnetita, apatita e um silicato (geralmente olivina ou similares), podendo ser encontrados nas bordas dos corpos de isalterito verde e/ou rocha sã. O termo foscorito foi derivado originalmente do nome “Phosphate Development Corporation, PHOSCOR”, para descrever as rochas com magnetita, olivina e

apatita do complexo de Phalaborwa, África do Sul (LEE *et al.*, 2004). Os corpos de foscorito apresentam altos teores de P_2O_5 , em geral acima de 15% atingindo valores de 30%.

O serpentinito está diretamente ligado à rocha sã e é observado apenas como camadas centimétricas em alguns intervalos rochosos, cujo protólito é composto por rochas ultramáficas enriquecidas em minerais da classe dos anfibólios/piroxênios e olivina. Trata-se de uma rocha metamórfica constituída essencialmente por minerais do grupo da serpentina.

Materiais caulinizados em avançados grau de alterações tem como origem rochas sieníticas, confirmadas pelos teores médios de K_2O entre 4,23%, enquanto nas demais litologias esses valores médios são da ordem de grandeza de 1,65% K_2O .



Figura 3.7 - Foto de amostra de flogopitito, retirado de BRAGA E RANGEL (2009).

3.3 - CLASSES DE MINÉRIOS

As rochas e os minerais são caracterizados por uma composição química e uma estrutura cristalina (arranjo tridimensional dos átomos) definida, que auxiliam no reconhecimento de um determinado tipo de mineral. A ação intempérica provoca modificações de ordem física e química nas rochas e minerais. Jazidas e zonas mineralizadas são, por vezes, assim formadas por concentração residual de minerais econômicos. Esses processos de

concentração e modificações de minerais tem impacto direto nos processos de beneficiamento e concentração mineral, definindo grupos ou classes de minério.

A tabela 3.2 mostra a relação entre os elementos químicos com as classes de minério utilizadas no Complexo do Barreiro (minas Barreiro e F4). Em sequência, a tabela 3.3 apresenta a relação desses tipos de minérios com as características geológicas do perfil intempérico.

Os horizontes de aloterita e alterito de topo (correspondente a zona de isalterito laranja) são marcados por baixos teores (em torno de 1%) dos elementos MgO, P_2O_5 ap e baixo RCP (relação CaO/P_2O_5), correspondendo à zona de estéril. Isso ocorre em função da lixiviação e alteração dos minerais da rocha original, como carbonatos, apatita e magnetitas. Aproximadamente 50 a 60 m abaixo deste nível, é possível identificar o centro do perfil alterito (zona de isalterito marrom) cujos minerais como apatita, magnetita e traços de micas estão preservadas. A presença da apatita é responsável pelo aumento dos teores de P_2O_5 ap, atingindo valores da ordem de 12% e marca o horizonte de ocorrência do minério oxidado. No entanto, os teores de MgO e RCP se mantêm baixos (menores que 2 a 3%). Na região de base do alterito, ocorrem os horizontes das rochas semi intemperizadas e rochas sãs. A presença significativa de micas (na sua maioria silicatos magnesianos), seguido de outros minerais como apatita, carbonatos e magnetita são responsáveis pela redistribuição dos teores, culminando no aumento de MgO (teores acima de 3%) e RCP (valores acima de 1,4%), correspondentes as zonas de minérios denominados silicatados.

É importante ressaltar que os óxidos P_2O_5 , MgO e CaO são determinantes na identificação dos níveis do perfil intempérico e são responsáveis pela orientação da lavra de minério oxidado.

Os ditos minérios silicatados e silico-carbonatados são atualmente recursos minerais potenciais em fase de aperfeiçoamento e desenvolvimento de tecnologia para separação e concentração da apatita.

Tabela 3.2 - Classificação dos tipos de minério fosfatado de Araxá.

(%) P ₂ O ₅ apatítico	(%) MgO	RCP (CaO/P ₂ O ₅)	Características	Tipo Minério
< 5	-	-	***	Estéril
> 5	< 3%	≤ 1.4	Friável	Oxidado
> 18	< 3%	≤ 1.4	Semi compacto	Cimentado
> 5	> 3%	≤ 1.4	Friável	Silicatado
> 5	> 3%	> 1.4	Friável/Semi-compacto	Silico-carbonatado

Tabela 3.3 - Correlação do perfil intempérico com os tipos de minérios do Complexo do Barreiro.

HORIZONTES INTEMPÉRICOS	CLASSE DE MINÉRIO	GRAU DE CONSISTÊNCIA	GRANULOMETRIA	MINERAIS ESSENCIAIS	QUÍMICA
ISALTERITO LARANJA	Estéril	pulverulenta	Silto-arenosa a siltosa	Óxi./hidróx. de Fe e Al, fosfatos secundários e minerais de TiO ₂	P ₂ O ₅ ap <5%
Contato transicional ISL-ISM (ZONA ISML)	Estéril/ Minério	friável	Areno-siltosa a siltosa	Apatita, pseudomorfos de vermiculita e magnetita	P ₂ O ₅ ap próximo de 5%
ISALTERITO MARROM	Minério Oxidado	friável	Areno-siltosa a arenosa	Apatita, quartzo, vermiculita, oxidróxidos de ferro (goethita, hematita)	P ₂ O ₅ ap >5% MgO < 3% e RCP<1.4
contato transicional ISM-ISV (ZONA ISMV)	Minério Oxidado-Silicatado	friável	Areno-siltosa a arenosa	Vermiculita, argilominerais 2:1, pode ou não conter carbonatos	MgO <5%
ISALTERITO VERDE	Predomínio minério Silicatado*	friável a semi-compacta	Silto-arenosa	Vermiculita, quartzo, magnetita, carbonatos, anfibólios, piroxênios, clorita	P ₂ O ₅ ap >5% MgO > 3% e RCP < 1.4
ROCHA POUCO INTEMPERIZADA	Sílico-carbonatado	semi-compacta	Areno-siltosa	Minerais micáceos, magnetita, quartzo/apatita e carbonatos	P ₂ O ₅ ap >5% MgO > 3% e RCP >1.4%
ROCHA SÃ	Estéril**	compacta	Fina, média ou grossa	Carbonatito: calcita e/ou dolomita Flogopitito: flogopita/vermiculita Foscorito: apatita, magnetita e olivina Outros: Sienito, Piroxenito, Anfibolito e Brechas ígneas	Varia **

* por vezes os valores de RCP sobe alterando a classificação para sílico carbonatado

** Depende do tipo de rocha

3.4 - PROCESSAMENTO MINERAL

A usina de concentração de minérios da Vale Fertilizantes em Araxá processa minério fosfatado, cujo fósforo tem origem no mineral apatita (fosfato de cálcio). O minério britado alimenta a usina de concentração através de uma sequência de correias transportadoras.

A usina é composta por várias etapas: retomada, moagem, classificação, separação magnética de baixa intensidade/campo (SMBC), deslamagem, condicionamento, flotação de apatita e separação magnética de alta intensidade/campo (SMAC). Essas etapas são responsáveis por elevar o teor do minério de 11,5% para 34,5% de P_2O_5 , recuperando o máximo possível da apatita alimentada, com o menor custo e atendendo a especificação da matéria-prima para a fabricação de fertilizantes (tabela 3.4). A usina produz simultaneamente dois produtos, GCA e FCA. O primeiro é o concentrado apatítico grosso, que corresponde a 63% da produção total. O segundo é o concentrado apatítico fino, que corresponde a 37% da produção total.

Tabela 3.4 - Especificações dos concentrados.

Produto	Especificações		
	Granulometria	Teor de P_2O_5 %	Teor de Fe_2O_3 %
GCA	≤ 20% malha 100#	35,0	3,5
FCA	≤ 12% malha 325#	33,0	6,5

O processo de beneficiamento do minério oxidado inicia-se na britagem. Caminhões com capacidade de 40t descarregam o minério em um silo que alimenta a britagem primária, composta um britador de mandíbulas em circuito aberto. Esse produto segue para a britagem secundária, onde alimenta peneiras de duas telas (decks). O material grosso do peneiramento vai para uma pilha pulmão que alimenta britadores de impacto. Os produtos dos britadores de impacto se juntam com o material fino das peneiras e seguem para o empilhador para a formação da pilha de homogeneização de 35.000 t de minério.

A pilha de homogeneização alimenta a moagem primária composta por um moinho de barras em circuito aberto. O produto dessa moagem segue para

a separação magnética de baixa intensidade (figura 3.8). A magnetita é separada do minério através de 18 separadores de baixo campo (900 Gauss) e enviada para a barragem de magnetita. O circuito opera com recuperação média em 98,0% para apatita e 85% para Fe_3O_4 .



Figura 3.8 - Moinho de barra e separador magnético de baixo campo.

O material não magnético passa por um processo de pré-classificação, composta por ciclones de 26", onde o overflow que é a fração fina natural do minério (15% retido malha +400#) segue para a deslamagem de finos naturais, condicionamento e posterior flotação de finos naturais, já o underflow vai para a moagem secundária, compostas por dois moinhos de bolas que operam em paralelo. A etapa de cominuição, com os moinhos de bolas (13 X 26 pés, 12,5 X 17 pés), visa a redução do tamanho das partículas, com menor geração de finos possível, ajustando ao valor desejado (27% malha +100#).

O produto da moagem secundária segue para a deslamagem, etapa com recuperação em massa de 85%, com o underflow seguindo o circuito de grossos para condicionamento e flotação de grossos, e o overflow, que são as partículas finas geradas no processo de moagem (13,5% retido em 400#), seguem o circuito de deslamagem de ultrafinos, composta por ciclones de 2" (figura 3.9).



Figura 3.9- Hidrociclones da deslamagem de grossos e microciclones (2'') circuito de ultrafinos.

A flotação é a etapa em que ocorre a coleta da apatita, separando-a dos contaminantes (minerais não desejáveis). Esse processo se baseia em um fenômeno de superfície conhecido por na hidrofobicidade/hidrofilicidade dos grãos minerais. Partículas hidrofóbicas (apatita) são levadas pela espuma. Partículas hidrofílicas (minerais de ganga) são descarregadas no fundo da célula (figura 3.10).



Figura 3.10 - Flotação em Coluna (visão da apatita coletada).

O concentrado das flotações de finos naturais e finos gerados se juntam e alimentam os espessadores de concentrado, cujo produto é o FCA (Fino Concentrado Apatítico). O concentrado da flotação de grossos passa pela separação magnética de alta intensidade, que tem como objetivo extrair minerais de ferro. O material não magnético tem como produto o GCA (Grosso Concentrado Apatítico).

Os rejeitos da flotação vão para os espessadores e barragem de rejeitos, cujos objetivos são recuperação de água para o processo e deposição de rejeitos, respectivamente.

3.5 - ANÁLISE EXPLORATÓRIA DOS DADOS

O banco de dados está composto por informações de geologia e resultados de ensaios de beneficiamento realizados durante os anos de 2004 a 2013 e atualizados até janeiro de 2014.

As informações foram consolidadas por etapas e em planilha formato Excel®. Posteriormente, as planilhas foram formatadas nos padrões de operação do software CAE MINE Studio III®. O banco de dados contou com 190 resultados de blocos de minério processados em planta piloto. Destes, apenas 88 atendiam as premissas estabelecidas que as amostras atendessem os seguintes requisitos:

- Todas as amostras separadas sob o ponto de vista geológico. Ou seja, regionalização conforme o mapeamento e que as amostras fossem georeferenciadas. Utilizar somente as amostras de sondagem, amostras de estoque não foram contempladas.
- Para os testes de bancadas, utilizariam-se somente as amostras tratadas com o coletor óleo de soja (SOS). Isso porque, em paralelo, existem outros coletores sendo testados.
- Parâmetros a serem avaliados: recuperação metalúrgica e recuperação mássica.
- Não considerar variações da dosagem de coletor nos testes de bancadas nesse primeiro momento. Adotar o melhor resultado por bloco/amostra. A justificativa se baseia em dois fatos: primeiro por ser uma variável fácil de adequar durante o beneficiamento, e segundo pela simplificação das etapas de reconhecimento das principais variáveis impactantes no modelo geometalúrgico, ainda imaturo. Ou seja, aumentar a complexidade das variáveis de

estudo à medida que o modelo geometalúrgico for mais conhecido.

Em função da redução do número de testes e também prevendo conter recursos a serem gastos, foram resgatados ensaios de outras campanhas sob rota de processo de minério oxidado. Assim, foram identificados 53 testes entre os anos de 2004-2006 e mais 48 testes localizados em arquivos físicos, relacionados as campanhas de sondagem de 2004.

Doze, dos 48 blocos dos arquivos físicos, tinham resultados repetidos e 8 continham vazios nos intervalos de composição das amostras. Em função disso, não seria possível calcular o centro de coordenadas dessas amostras. É importante ressaltar também, que a existência de vazios nos intervalos normalmente está associada a manipulação de amostras, ou seja, uma exclusão de partes indesejadas do minério, sinalizando uma pré-seleção, o que não acontece na lavra do minério nessa escala de trabalho. Restaram; portanto, 28 ensaios em condições de serem utilizados. Essas amostras receberam uma definição de tipologia de minério de acordo com o mapa geológico e com a descrição das unidades intempéricas existentes nos blocos.

Portanto, o banco de dados final contou com 88 ensaios referentes aos anos 2013/2014 e mais 81 testes resgatados em campanhas anteriores a 2006, totalizando 169 resultados validados.

Como já apresentado na metodologia, essas amostras, denominadas de blocos são compostas sequenciais de um ou mais intervalo amostral de furos de sondagem e pó de perfuratriz, não variando a localização X e Y no espaço (figura 3.11). Em função da composição na vertical, a cota (ou Z) adotada foi calculada a partir do *from* (topo) e *to* (base) médio dos intervalos, sendo posicionado no centro do bloco.

	B	C	D	E	F	G	H	I	J	DS	DT	DU
1										Geologia		
2	BHID	X	Y	Z	LENGTH	FROM	TO	Código	DATA	Tipologia	Textura	Litologia (intemperismo)
53	FDS184	298325.0	7823900.1	1072.8	5.00	57.50	62.50	BL-13-0072	31/07/2013	OXI-C-CISX	Arenosa	IM cimentado
54	FDS184	298325.0	7823900.1	1069.5	1.60	62.50	64.10		31/07/2013	OXI-C-CISX	Arenosa	IM cimentado
55	FDS192	298299.2	7823949.0	1069.9	4.10	53.10	57.20		08/08/2013	OXI-S	Granulosa	IMV
56	FDS192	298299.2	7823949.0	1065.4	5.00	57.20	62.20	BL-13-0074	08/08/2013	OXI-S	Granulosa	IMV
57	FDS192	298299.2	7823949.0	1061.5	2.80	62.20	65.00		08/08/2013	OXI-S	Granulosa	IMV
58	FDS208	298249.9	7823950.3	1072.7	5.00	42.25	47.25		05/08/2013	OXI-S	Granulosa	Plasma apatítico
59	FDS208	298249.9	7823950.3	1068.8	2.85	47.25	50.10	BL-13-0076	05/08/2013	OXI-S	Granulosa	Plasma apatítico
60	FDS208	298249.9	7823950.3	1066.4	1.90	50.10	52.00		05/08/2013	OXI-S	Granulosa	Plasma apatítico
61	PP	298157.7	7823836.3	1072.9	3.00	0.00	3.00	BL-13-0098	31/07/2013	OXI-F-VD	Areno-arg	IMV

Figura 3.11 - Imagem do banco de dados das amostras. Composição de intervalos amostrais de sondagem.

O mapa da mina com a localização geral das amostras é apresentado na figura 3.12. Os blocos podem ser visualizados na figura 3.13, nas respectivas cotas de ocorrência. Os pontos e linhas em cinza são visualizações das amostras e da cava não contidos na seção horizontal em questão, mas distanciados destas, em respectivamente 10m e 50m pra cima e pra baixo do plano plotado (figura 3.13).

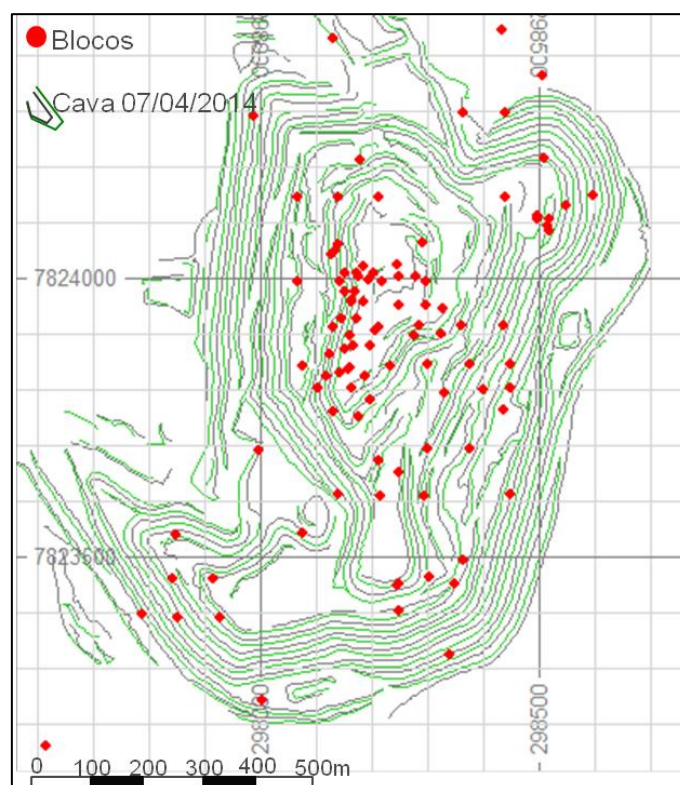


Figura 3.12 - Mapa de localização geral dos blocos para teste padrão.

Quando analisamos espacialmente as distribuições das amostras (figura 3.13) por cota, observamos que o número de dados não é expressivo para uma

interpolação consistente dos valores de recuperação metalúrgica como é feito com os teores, de maneira a recobrir toda a área de estudo. As amostras não apresentam um espaçamento regular e a distância entre elas é grande, ou seja, a maioria das amostras apresenta espaçamento maior que a malha de sondagem de longo prazo usado para avaliação de recursos e reservas que é de 75 metros (75mx75m). Este fato nos levou a buscar alternativas para a obtenção do modelo geometalúrgico.

Uma observação importante contribuiu para a solução deste problema e é baseada na avaliação intuitiva dos profissionais que atuam na mina e nas frentes de lavra, que associam os resultados de produção a determinados tipos de minérios. A partir desta hipótese foi realizada a análise exploratória dos dados e o cruzamento das informações de geologia e processo. Essa análise confirmou a possibilidade de prever desempenhos de recuperação metalúrgica para os diferentes tipos de minério em concordância com o mapa geológico. O modelo dos indicadores foi escolhido para mapear a distribuição espacial dessas tipologias.

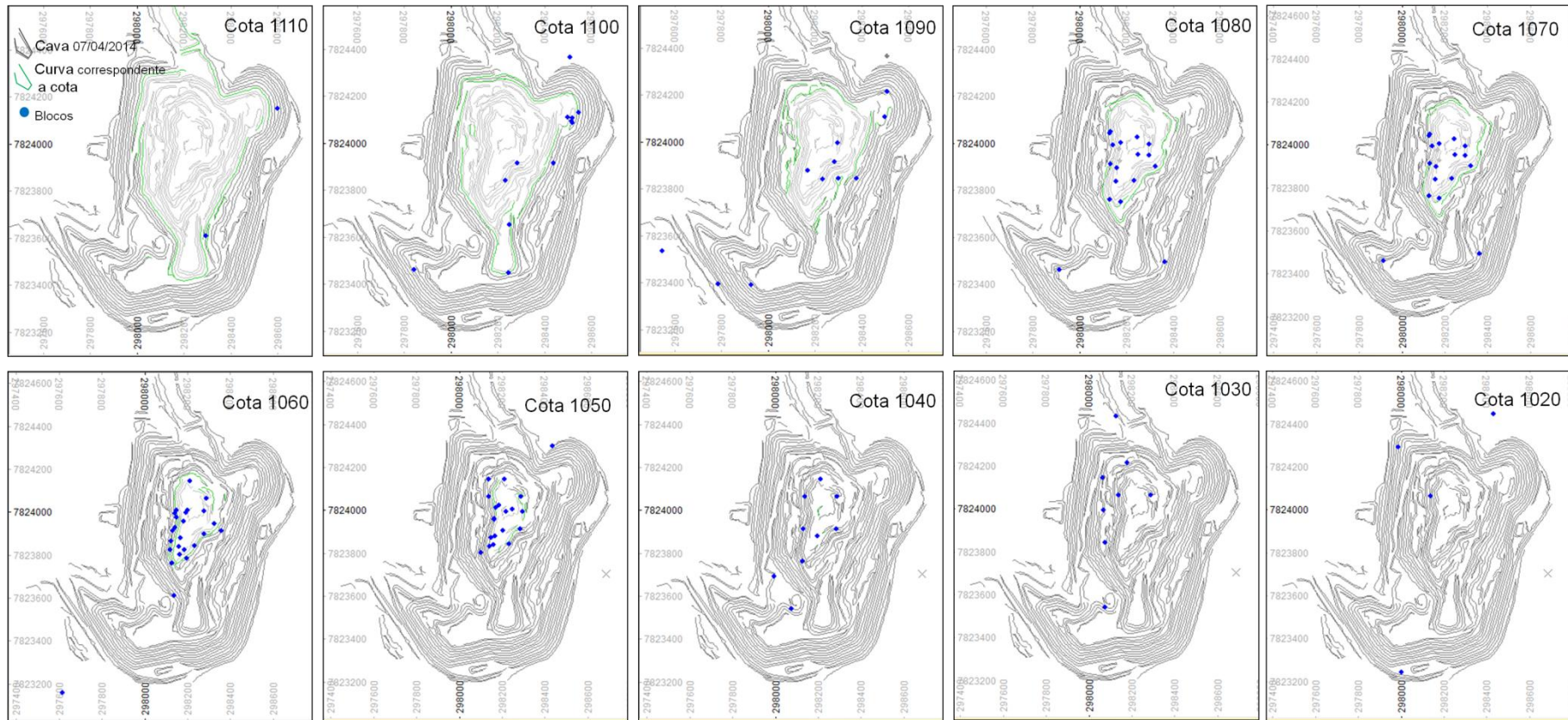


Figura 3.13 - Localização das amostras (blocos) de teste padrão por seção horizontal, variando a cota a cada 10m. As amostras foram realizadas em furos de sondagem exploratórios (ou seja, sondagem realizadas antes da cava) e pó de perfuratriz.

3.5.1 - Avaliação dos Domínios Geológicos

O mapeamento geológico, aliado ao planejamento de lavra, visa apoiar as atividades mineiras, pois fornece informações básicas acerca do modo de ocorrência do minério, sua distribuição geográfica, variação dos teores, relação de contato entre estéril e minério, presença de discontinuidades, entre outras. Essas informações são de extrema importância, pois fornecem subsídios para o direcionamento das atividades de lavra durante a vida útil do empreendimento.

Nas minas de fosfatos de Araxá, os mapeamentos geológicos sempre foram realizados visando a descrição do perfil intempérico e das características geológicas. Isto ocorreria pelo fato dos horizontes intemperizados apresentarem uma boa correlação com as zonas mineralizadas.

No entanto, dificuldades em alcançar resultados mais eficazes na previsão do resultados de beneficiamento do minério foram responsáveis pela modificação dos parâmetros de mapeamento. As equipes de geologia, planejamento e processo sugeriram a construção de um mapa que reunisse não só as características geológicas, mas também as características químicas e físicas dos materiais, simplificadas na forma do mapa de tipologias, suprimindo assim, as necessidades das áreas de operação.

As tipologias de minério foram definidas, a princípio, por similaridade com os tipos de minério presentes na mina do Barreiro. Por exemplo: minério oxidado é definido como material friável, cor marrom, granulometria arenosa a areno-siltosa, com ocorrências dos minerais apatitas, quartzo, vermiculita, oxihidróxidos de ferro. Esse minério pode apresentar veios fraturados de silixito e cimentação matricial (silicificação e/ou cimentação apatítica fina). Possui teores de $P_2O_5ap \geq 5\%$, $MgO < 3\%$ e $RCP < 1,4$.

Contudo, à medida que o mapa geológico foi evoluindo (figuras 3.14 e 3.15) características intrínsecas da mina F4 foram sendo redescritas conforme a tabela 3.5. Alguns conceitos também foram revisados e algumas tipologias sofreram alterações de nomenclatura (figura 3.16). Outras tiveram sua

ocorrência limitada a horizontes mais superficiais, como o caso da tipologia Oxi-C-CISX, e outras passaram a compor uma parcela importante do mapa.

Tabela 3.5 - Comparação entre as características das zonas de minério da mina Barreiro e F4. Modificado de SAITO e TAVARES (2014).

CARACTERÍSTICAS	MINA DO BARREIRO	MINA F4
CRISTALINIDADE DA PATITA	Sim	Sim
LIBERAÇÃO DA APATITA	Sim	Sim
IMPREGNAÇÃO DA APATITA	Sim	Sim
SILICATOS ASSOCIADOS	vermiculita, caulinita, quartzo	clorita, feldspato, quartzo
MINERAIS PORTADORES DE FERRO	magnetita	hematita, ilmenita
% MAGNETITA	alta	baixa

Algumas tipologias, inicialmente denominadas de oxidado, devido sua característica química semelhante ao minério oxidado, foram reclassificadas como silicatadas em função da descoberta de minerais silicáticos. Esses minerais foram identificados durante o processo de mapeamento e através de estudos mineralógicos realizados.

O mapa utilizado neste estudo de caso foi atualizado em abril de 2014 e contava com oito tipologias, a saber:

1. Estéril argiloso
2. Oxidado compacto com silexito (Oxi-C-Sx)
3. Oxidado semi-compacto (Oxi-S)
4. Silicatado friável e plástico (Sil-F-PI)
5. Silicatado compacto com silexito (Sil-C-Sx)
6. Silicatado friável com silexito e barita (Sil-C-CiBaSx)
7. Silicatado friável com caulim (Sil-F-Cau)
8. Silicatado friável (Sil-F)

As tipologias 5, 6, 7 e 8 serão tratadas como uma única unidade, uma vez que fazem parte da derivação de uma unidade maior, denominada de silicatada. Além disso, foram reconhecidas recentemente com poucas informações disponíveis e poucos detalhes em profundidade nos furos de sondagem existentes.

Além destas oito tipologias presentes no mapa de abril de 2014, é importante ressaltar que nos mapas anteriores observava-se a existência de afloramentos da tipologia Oxi-C-CISX, compondo; portanto, o grupo de amostras/blocos do banco de minério testados na planta piloto.

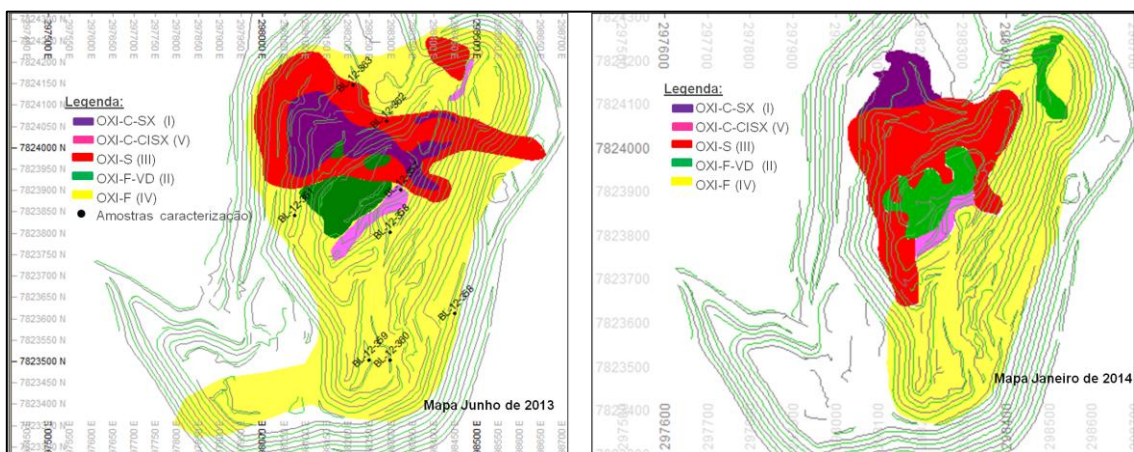


Figura 3.14 - Evolução dos mapas geológicos de julho de 2013 a janeiro de 2014 na base topográfica de 24/06/2013.

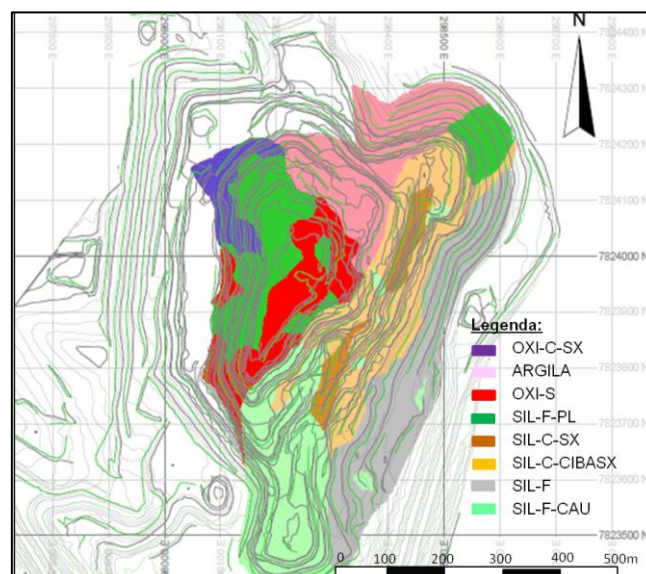


Figura 3.15 - Mapa geológico de abril de 2014, na base topográfica de 03/04/2014.

				COR	TIPOLOGIA 2014	Nome	PÉRFIL INTEMPERICO
				Rosa-avermelhado	Argila estéril	EST	ALOTERITA (ALO)
ROXO	I	oxidado compacto com silixito	OXI-C-SX	I - ROXO	Oxidado compacto com silixito. Material arenoso, rico em apatita marrom-escuro devido à predominância de material silixítico.	OXI-C-SX	ISALTERITO MARROM (ISM)
ROSA	V	oxidado compacto com cimentado e silixito	OXI-C-CISX	III - VERMELHO	Oxidado semi-compacto	OXI-S	ISM
VERMELHO	III	oxidado semi-compacto	OXI-S	II - VERDE	Silicatado verde com plasticidade. Material argiloso esverdeado, com presença de micas, argilominerais (esmectita, clorita, rectorita) e anfibólios. Em sua maior parte é friável, mas algumas porções estão silicificadas ou cortadas por veios de silixito.	SIL-F-PL	ISALTERITO VERDE (ISV)
VERDE	II	oxidado esverdeado friável	OXI-F-VD				
AMARELO	IV	oxidado friável	OXI-F	IV - Marrom-laranja	Silicatado compacto com silixito	SIL-C-SX	TRANSIÇÃO ISM - ISV
				IV-Laranja-acinzentado	Silicatado argiloso com barita e silixito	SIL-C-CIBASX	TRANSIÇÃO ISM - ISV
				IV - Verde-acinzentado	Silicatado friável com caulim, argilominerais silicáticos e micas, intercalado a porções carbonáticas	SIL/SIC-F-CAU	ISV
				IV - Cinza	Silicatado esverdeado; alteração de rocha sienítica. Presença de minerais primários (feldspato, anfibólio	SIL-F	ISV

Obs:
 A tipologia ROSA de 2013 não aparece em 2014
 A tipologia VERDE passa a ser predominantemente silicatada em 2014.
 A tipologia AMARELA de 2013 foi desmembrada em quatro tipologias silicatadas.
 A tipologia EST foi adicionada ao mapa de 2014.

Figura 3.16 - Evolução e redefinição das tipologias de minério da mina F4. Exemplo: antigo OXI-F dividido em quatro tipos silicatados.

Das amostras selecionadas em 2013/2014 para os ensaios de processo em planta piloto, seis foram submetidos aos estudos de caracterização mineralógica. Esses blocos foram escolhidos a fim de confirmar a presença de determinados minerais identificados durante o mapeamento geológico.

Como já apresentado em metodologias no capítulo 1, essas amostras foram preparadas na planta piloto segundo procedimento rotineiro de ensaios de flotação.

Considerando o mapa tipológico e a descrição litológica do perfil intempérico dos blocos analisados, podemos concluir, com base no resultados de caracterização mineralógica, que as amostras correspondentes ao minério oxidado são constituídas por proporções, nessa ordem de importância, de apatita, quartzo, oxi-hidróxidos de ferro, e ocorrências menores de outros constituintes. Enquanto as amostras silicatadas são constituídas de apatita, quartzo, oxi-hidróxidos de ferro, minerais micáceos, Al-fosfatos e outros constituintes (como siderita) em proporções consideráveis (figura 3.17). Há um predomínio de apatita na forma de grãos porosos microcristalinos em todas as amostras de todas as tipologias. Porém, proporções maiores de apatita cristalina são mais observadas nas tipologias silicatada.

Minerais		% em peso dos minerais por amostra - MLA				
		BL13-151	BL13-152	BL13-157	BL13-316	BL13-321
apatita	(Sr,Ca) ₅ (PO ₄) ₃ (F,OH)	48	38	29	70	43
óxi-hidroxidos Fe		14	18	14	13	8,6
quartzo	SiO ₂	33	18	14	4,7	13
micaceos		1,2	7,1	19	tr	tr
feldspatos		tr	1,1	4,7	tr	tr
Al-fosfatos	(Ba, Ca, Sr)Al ₃ (PO ₄)(PO ₃ OH)(OH) ₅	1,4	8,4	7,8	3,2	8,7
anatasio/rutilo	TiO ₂	0,7	3,4	3,9	0,9	3,8
monazita	(Ce, Nd, Ca)PO ₄	0,5	1,7	2,0	1,4	2,1
ilmenita	FeTiO ₃	0,5	1,8	1,7	tr	1,8
carbonatos		tr	tr	tr	3,5	14
outros silicatos*		0,2	0,4	0,3	tr	tr
outros**		1,2	2,5	1,2	3,5	5,6

Espécies minerais		% em peso dos outros				
		BL13-151	BL13-152	BL13-157	BL13-316	BL13-321
silicato de Fe*	Anfibolio?	X	X	X	X	X
zircao*	ZrSiO ₄	0,2	0,4	0,3	X	X
titanita*	CaTiSiO ₅	X	X	X		
zirconolita**	CaZrTi ₂ O ₇	X	X	X	X	X
pirocloro**	(Na,Ca) ₂ Nb ₂ O ₆ (OH,F)	X	X	X	X	X
óxido-MnFePb**		X	1,6		1,6	3,4

Figura 3.17 – Caracterização mineralógica dos seis blocos. (Sant'Agostino, 2014).

As apatitas também foram descritas em amostras de mão nos trabalhos de campo e em microscópio a partir do concentrado da usina de beneficiamento como grãos límpidos (apatita cristalina) e grãos mistos ou impregnados (agregados de apatita associados a outros minerais) (figura 3.18).

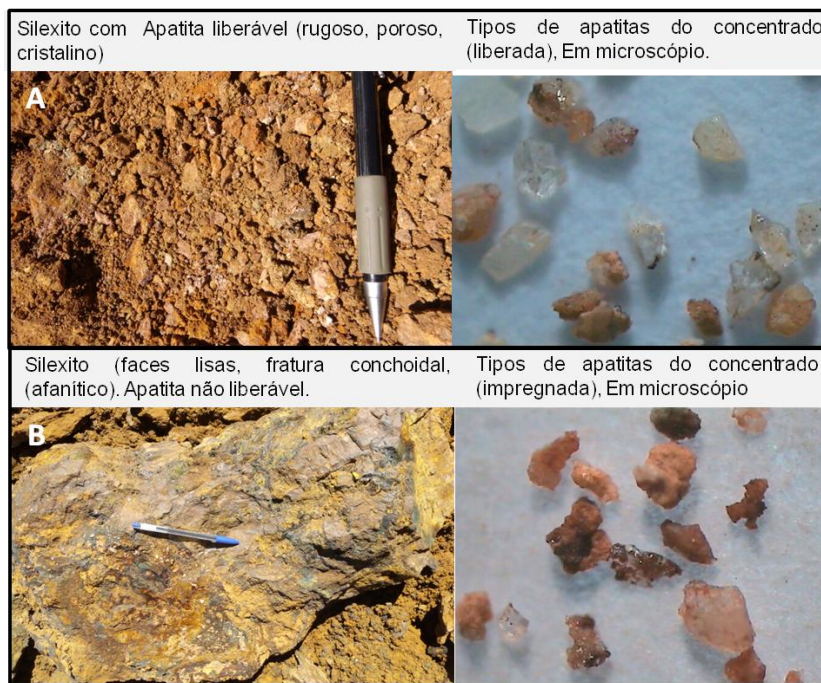


Figura 3.18 - Tipos de apatita, cristalina (A) e mista (B). Modificado de SAITO e TAVARES (2014).

As informações adicionais de apoio ao trabalho de investigação geológica, como análise química de teores e caracterização mineralógica contribuíram com a interpretação do mapa geológico e permitiu identificar dois domínios ou grupos principais de tipos de minério.

Entende-se como domínio, a diferenciação das características geológicas, ou seja, mineralogia, alteração, litologia, propriedades geofísicas, etc. Essa diferenciação se baseia no conhecimento e na extração de informações complementares a partir das amostras exploratórias, objetivando reconhecer unidades homogêneas. A definição destes domínios homogêneos é relevante para o processo de avaliação de recursos minerais e para o planejamento de uma mina.

Portanto, um dos grupos foi definido pelo primeiro nome como Oxi (oxidado). Sendo descritos no campo como materiais constituídos basicamente de apatita, oxi-hidróxidos de ferro, quartzo, magnetita e pouca vermiculita.

Apresentam granulometria arenosa, fragmentos de silexito e textura rugosa. O outro grupo, cujo primeiro nome leva a palavra Sil (de silicatado), é marcado pela presença de minerais silicáticos. Esse grupo é formado por minerais, cuja mineralogia se distingue por apresentar, além dos minerais descritos acima, proporções significativas de outros minerais como: flogopita, vermiculita, anfibólios, piroxênios, clorita e feldspatos. Possui uma apatita mais cristalina (figura 3.18) e por vezes um caráter mais plástico.

Em resumo, a interpretação do mapa geológico permite regionalizar os tipos de minério em dois macros grupos mineralógicos (figura 3.19). A tipologia Arg do mapa corresponde a argila, sendo estéril e, portanto, não compondo o banco de dados amostral.

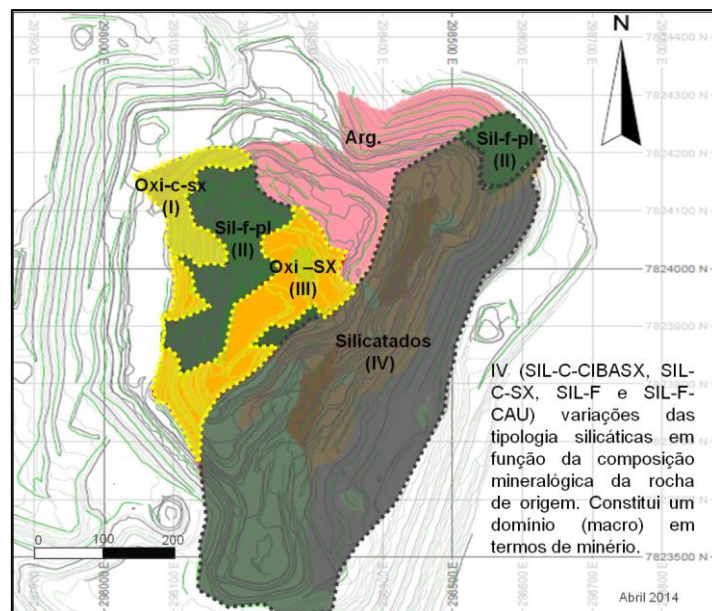


Figura 3.19 - Regionalização das tipologias de minério. Dois macro-domínios bem definidos, grupo dos oxidados (Oxi, I e III) e grupo dos silicatados (Sil, II e IV).

3.5.2 - Avaliação dos Domínios Estatísticos

A análise das características geoestatísticas das tipologias passou por processos clássicos da estatística descritiva, como a construção dos histogramas. Os histogramas da variável recuperação metalúrgica foram gerados e separados por cada tipologia de minério descrita no mapa geológico (figura 3.19). Os histogramas também foram individualizados por campanhas,

ou seja, as amostras dos testes anteriores a 2006 foram separadas das amostras de 2013/2014 para a análise dos dados.

Observou-se nesses gráficos, que as campanhas antigas apresentavam sumário estatístico diferente dos resultados atuais. Um exemplo é a média global da recuperação metalúrgica das tipologias que passou de 58,6% para 41,4% nas campanhas 2013/2014. Individualmente, os valores da média, bem como o padrão de distribuição e as variâncias por tipologia, também apresentaram diferenças (figuras 3.20, 3.21 e 3.22).

Essa distorção entre os dados pode estar relacionada a descrições equívocas das amostras, resultando em misturas populacionais; bem como alterações pontuais no procedimento do teste padrão ao longo dos anos para a rota de minério oxidado. Como as litologias foram conferidas com o mapa tipológico, e nenhuma incoerência foi observada, acredita-se que a segunda opção seja a mais provável.

A tentativa de resgatar e detalhar as etapas do procedimento operacional da planta piloto (tempo de moagem, coletor, etc) aplicado às amostras das campanhas antigas, não obteve êxito. Assim optou-se em utilizar somente dados das campanhas 2013 para o tratamento estatístico (figura 3.22).

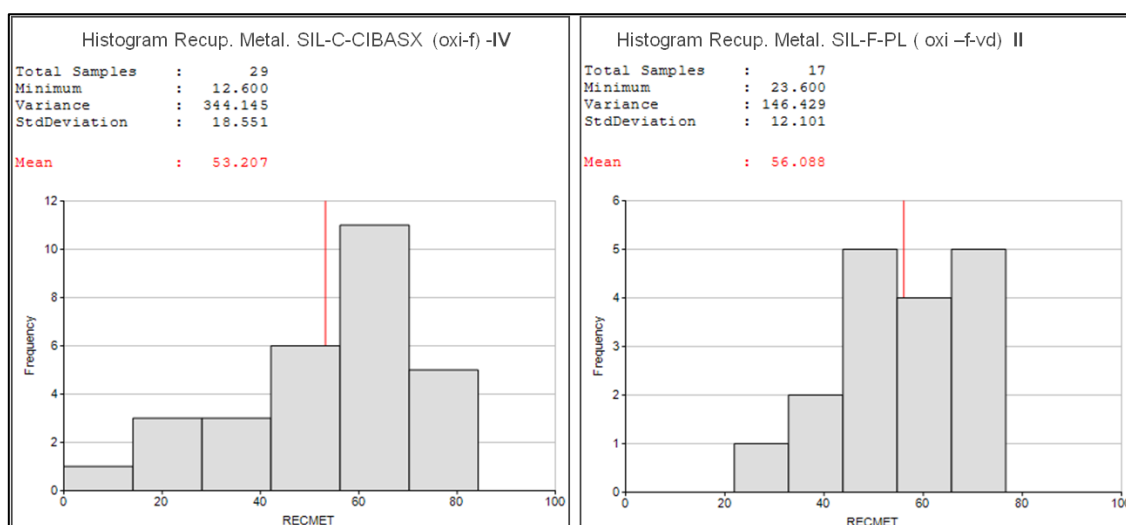


Figura 3.20 - Histogramas dos valores da recuperação metalúrgica (%) por tipologia para os blocos testados nas campanhas anteriores a 2006.

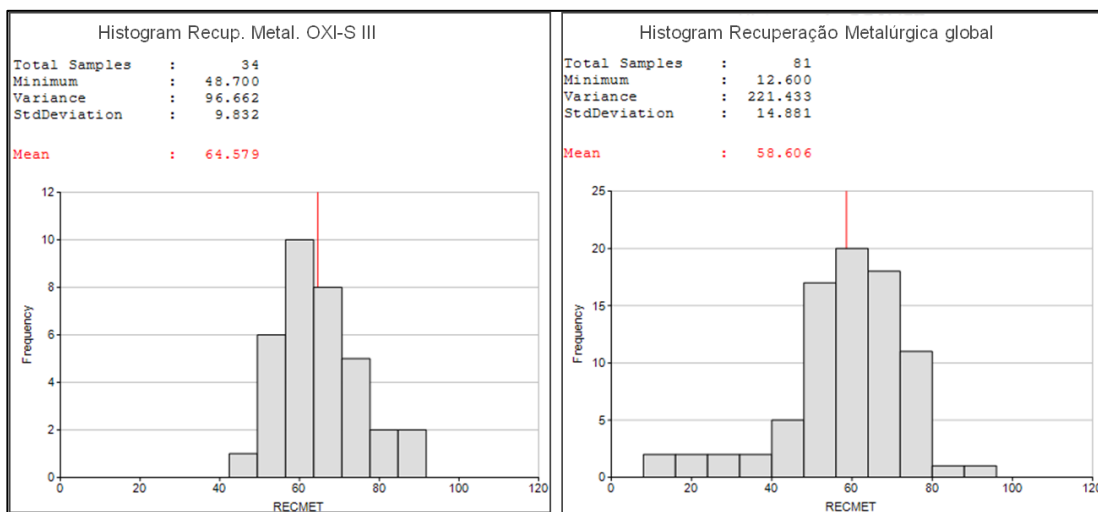


Figura 3.21 - Histogramas dos valores da recuperação metalúrgica (%) para tipologia Oxi-s e histograma global dos dados, para os blocos testados nas campanhas anteriores a 2006.

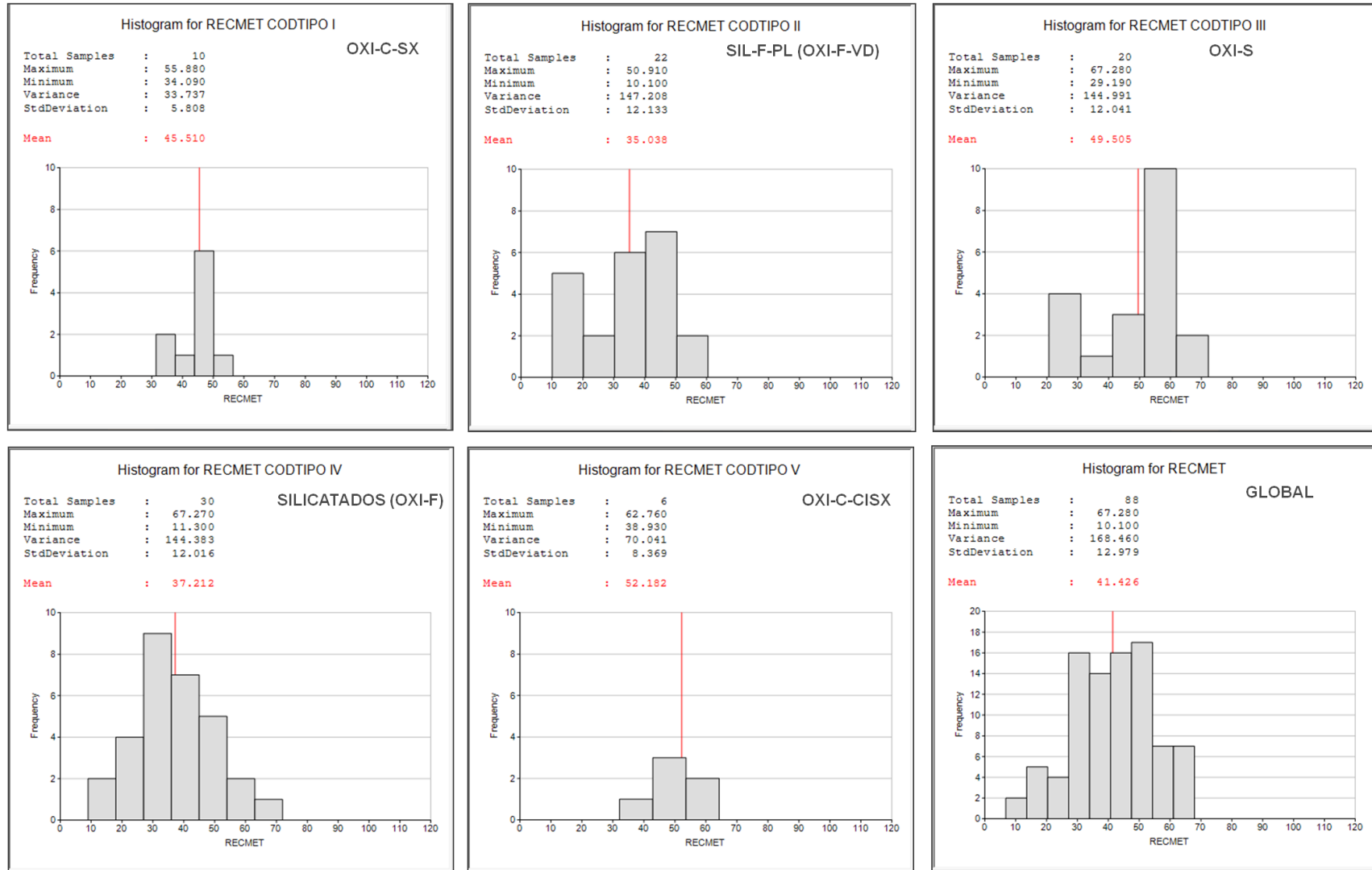


Figura 3.22 - Histogramas dos valores de recuperação metalúrgica (%) por tipologia dos blocos testados nas campanhas 2013/2014.

Segundo GOOVAERTS (1997), as características importantes de uma distribuição de probabilidade são o seu valor central e suas medidas de dispersão e simetria. O valor central de uma distribuição é geralmente tomado

como a média aritmética, definida como:
$$m = \frac{1}{n} \sum_{\alpha=1}^n Z(\alpha).$$

Onde,

m : média aritmética,

$Z(\alpha)$: função aleatória em locais α para um conjunto de n observações.

Na figura 3.22, é possível observar que os histogramas de recuperação metalúrgica apresentaram padrão de distribuição, médias e variâncias distintas para os diferentes tipos de minério analisados. Avaliando somente a média entre as tipologias, foi possível identificar dois grupos estatísticos; os que apresentam recuperação metalúrgica maior que 45 e as tipologias com médias de recuperações metalúrgicas menores que 45.

Este fato conduziu a uma nova avaliação onde as tipologias foram separadas em função dos valores de recuperação metalúrgica em dois domínios: oxidado (tipologias I, III e V) e os silicatados (tipologias II e IV), conforme figura 3.23.

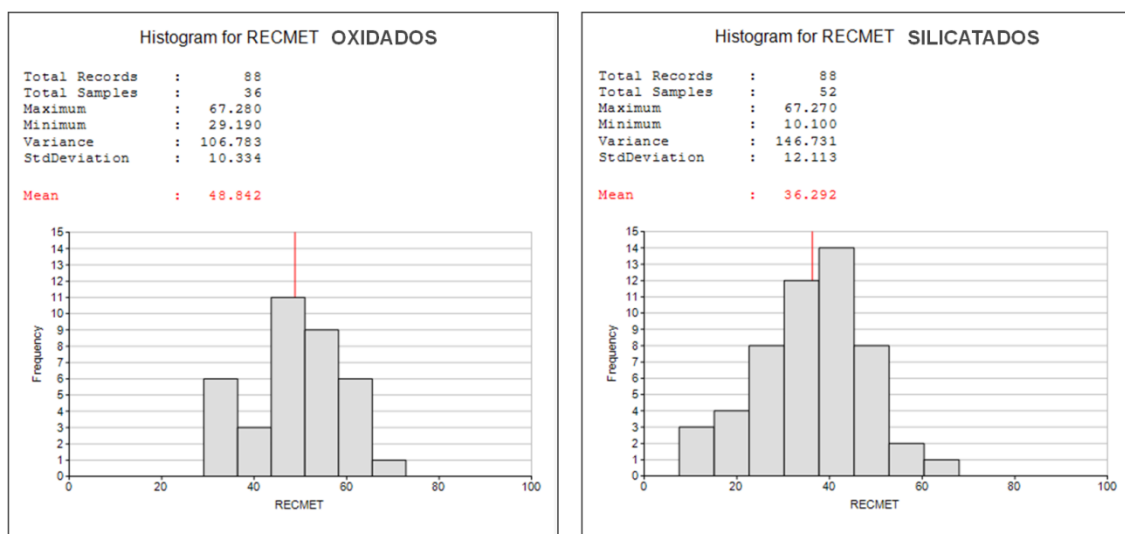


Figura 3.23 - Histograma dos valores da recuperação metalúrgica para as tipologias oxidado e silicatado.

É comum na pesquisa mineral aplicada a comparação entre variáveis. RAND R. WELCOX (2003) citou alguns métodos utilizados para comparação de grupos (ou variáveis) independentes:

- Compare os grupos usando alguma medida de localização, tais como a média, moda ou mediana. Em particular, podemos testar a hipótese de que as medidas de localização são idênticas, ou podemos calcular um intervalo de confiança para obter alguma noção de quanto elas diferem.
- Teste a hipótese de que os dois grupos têm distribuições idênticas. Distribuições idênticas significam que, para qualquer constante c poderíamos escolher a probabilidade de que uma observação da amostra aleatória ser menor que c , é a mesma para ambos os grupos.
- Determinar se a probabilidade de uma amostra aleatória a partir do primeiro grupo será menor do que uma observação da amostra aleatória do segundo. Se os grupos não diferem entre si, essa probabilidade será 0,5.
- Compare variâncias ou alguma outra medida de espalhamento dos grupos.

Sobre essas técnicas, alguns autores recomendam a abordagem de mais de uma metodologia para diferentes situações.

As avaliações dos grupos utilizando medidas de tendência central, como a média, foram expostas nos histogramas (figura 3.23). A figura 3.24 apresenta a análise de comportamento das variáveis: recuperação metalúrgica e mássica. Essa análise se deu a partir da comparação das medidas de tendência central (média) e das medidas de espalhamento (desvio padrão).

Esses gráficos trazem um exemplo simples da combinação de dois dos quatros tópicos sugeridos para análise de grupos citados acima.

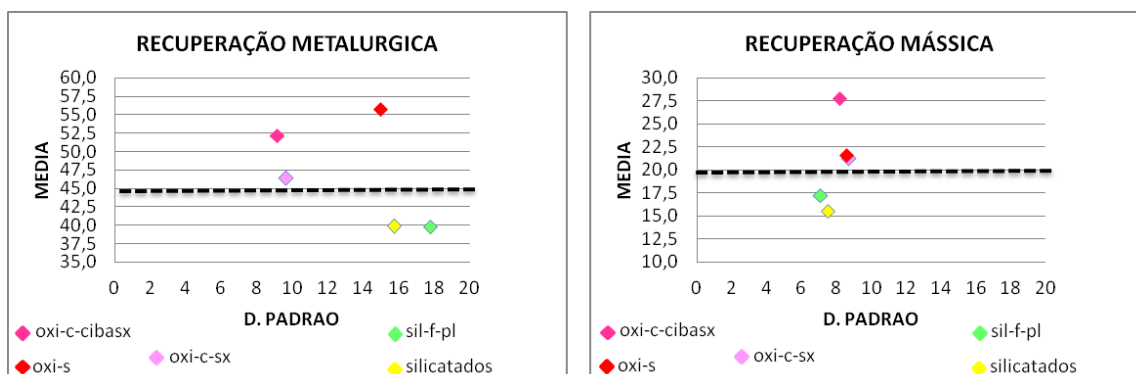


Figura 3.24- Análise de comportamento média vs desvio padrão por tipologia para a variável recuperação metalúrgica.

A disposição dos dados nos gráficos de comportamento (figura 3.24) permite concluir que as tipologias silicatadas (Sil-f-pl e silicatados) têm um comportamento diferente das tipologias oxidadas (oxi-c-cibasx, oxi-s, oxi-c-sx), reforçando a hipótese de dois domínios estatísticos.

A avaliação da existência de diferenças significativas entre os grupos, i.e. tipologias de minério, quando estas se referem à variável recuperação metalúrgica, pode se medidas também através da técnica Análise de Variância (ANOVA).

Esta metodologia estatística foi desenvolvida nos anos 30 por RONALD FISHER, cuja abordagem se dá pela comparação de dois ou mais grupos fundamentada em alguma medida de localização. As medidas de tendência central ou localização são um valor único que tenta descrever as características de um grupo ou tratamento, identificando uma posição central dentro do conjunto de dados. As medidas mais comuns de tendência central são as médias, modas e medianas.

Um tratamento é uma condição imposta, ou objeto que se deseja medir ou avaliar em um experimento. Os tratamentos podem ser quantitativos, quando disposto em uma ordem ou qualitativos quando não disposto em uma ordem. Os tratamentos são chamados de variáveis independentes. Cada tipo de tratamento é considerado um fator. Em um experimento, um fator pode ter várias categorias (ANJOS, 2005). Neste estudo de caso, a variável independente ou fator é a tipologia de minério e suas categorias são formadas

pelos tipos: oxi-c-sx, oxi-s, oxi-c-cibasx, sil-f-pl, silicatados. Ou seja, variações dos tipos oxidados e variações dos tipos silicatados.

A Análise de Variância (ANOVA) se baseia no pressuposto de normalidade e homocedasticidade (homogeneidade da variância) entre os grupos (FAN e HANCOCK, 2012). Assumir a normalidade é dizer que dois ou mais grupos tem médias iguais, ou seja, seguem distribuição gaussiana. Embora o objetivo seja testar a hipótese de médias iguais, o processo se dá pela decomposição da variância total existente entre as observações. Ou seja, decomposição da variação total da variável resposta (recuperação metalúrgica) em partes que podem ser atribuídas aos tratamentos/tipologias (variância entre) e ao erro experimental (variância dentro). Essa variação pode ser medida por meio das somas de quadrados definidas para cada um dos componentes, como descrito por RAND R. WELCOX, 2003 nos passos seguintes:

Admite-se em um experimento uma hipótese de médias iguais entre J grupos independentes, onde, $H_0: \mu_1 = \dots = \mu_J$, nas seguintes condições:

- A amostra é aleatória;
- Condição de normalidade;
- Possuem variâncias iguais;

Considerando as médias das amostras iguais, $\bar{\chi}_1, \dots, \bar{\chi}_j$, e as variâncias das amostras sendo, $\sigma_1^2, \dots, \sigma_j^2$, então se calcula a média geral como:

$$\bar{\chi}_G = \frac{1}{J} \sum \bar{\chi}_j$$

O número total de observações é dado por:

$$N = nJ,$$

onde n é igual ao tamanho comum da amostra. Desse modo temos que a soma dos quadrados entre os grupos é dado por:

$$SSBG = \sum_{j=1}^J (\bar{X}_j - \bar{X}_G)^2,$$

sendo a média dos quadrados entre os grupos:

$$MSBG = \frac{SSBG}{J-1},$$

de outro modo temos que a soma dos quadrados dentro dos grupos é:

$$SSWG = (n-1) \sum_{j=1}^J \sigma_j^2,$$

e a média dos quadrados dentro do grupo como:

$$MSWG = \frac{SSWG}{N-J} = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J \sigma_j^2,$$

logo podemos concluir que o teste estatístico tido como teste F, para análise de variância se resume em:

$$F = \frac{MSBG}{MSWG}$$

onde, rejeitamos H_0 se $F \geq f$, a $1 - \alpha$ quantil da distribuição F com $v_1 = J - 1$ e $v_2 = N - J$ graus de liberdade.

Portanto, para se testar a hipótese H_0 , utilizando o teste F, é necessário utilizar os cálculos apresentados na tabela de Análise de Variância (tabela 3.6).

Tabela 3.6 - Análise de Variância (ANOVA). Modificado de RAND R. WELCOX, 2003.

Causas de variação	Graus de liberdade	Soma dos quadrados	Média dos quadrados	F
Entre grupos	J - 1	SSBG	MSBG	F = MSBG/MSWG
Dentro dos grupos	N - J	SSWG	MSWG	
Total	N - 1	SSBG + SSWG		

O teste F é o teste que compara variâncias. Se o F estimado é suficientemente grande, rejeita-se a hipótese de grupos iguais, ou seja, descarta-se a suposição de normalidade dos grupos, para um nível de significância α . O nível de significância indica a probabilidade de se cometer um erro tipo 1. O erro tipo 1 se refere à rejeição da hipótese nula quando esta é verdadeira.

Um dos maiores problemas citados na literatura a respeito da metodologia ANOVA, ocorre quando se rejeita a hipótese nula, sendo ela verdadeira. Isso pode ocorrer em função do suporte das amostras, ou seja, quando as amostras são muito pequenas, a variância tende a aumentar. O outro problema citado é o aumento do número de grupos. Ou seja, quanto mais testes você executar, maior a chance de se rejeitar a hipótese nula, quando na verdade os grupos não diferem. Uma forma de minimizar esse erro é comparar todos os grupos ao invés de pares de grupos, ou utilizar técnicas mais robustas. FAN e HANCOCK (2012) sugerem algumas opções de técnicas para o controle do erro do Tipo I, como o teste Welch e o teste de Brown-Forsythe ambos utilizados em condições onde o teste F não se aplica adequadamente.

Acredita-se que, as condições citadas acima, responsáveis por afetar a confiabilidade do teste F, não são impactantes no estudo de caso. As amostras apresentam pequena variação do suporte amostral, ou seja, aproximadamente 75% desses dados apresentaram o mesmo tamanho; e essas amostras são relativamente grandes com um volume de massa médio em torno de 10 a 15 Kg, figura 3.25.

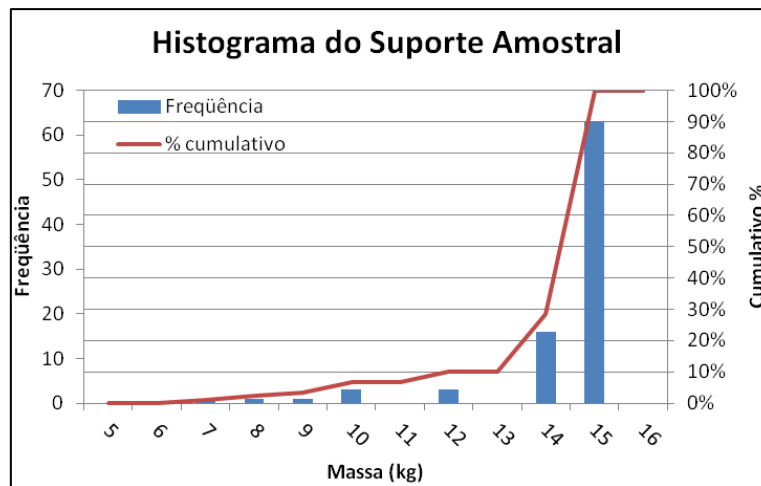


Figura 3.25 - Histograma do tamanho das amostras dos testes.

O software utilizado para a Análise de Variância e teste F (figura 3.26) dos dados foi o *Statistica*® v.12. O número de grupos ou categorias do fator tipologia foram cinco tipologias de minério. Quatro tipologias estão representadas no mapa da figura 3.19 e uma tem a ocorrência limitada às camadas superiores, observada no mapa da figura 3.14.

Assumimos para a hipótese nula, dos grupos a serem testados, um nível de significância de 0,05, valor recomendado como usual na literatura. Decidimos por comparar os cinco grupos num único teste com o objetivo de não comprometer o desempenho do teste F, pois quanto mais testes forem executados (comparação de pares de grupos), maior a chance de rejeitar a hipótese de médias iguais. A realização do teste F revelou a existência de diferenças estatísticas entre os grupos. Dizemos que há significância estatística quando o p-value é menor que o nível de significância estabelecido. O valor do p-value obtido foi 0,0001 (figura 3.26). Esse valor é bastante expressivo, uma vez que é muito inferior aos níveis de significância praticados (0,1%, 1%, 5% e 10%).

Quando a hipótese nula de médias iguais é verdadeira, *MSBG* e *MSWG* (média dos quadrados entre os grupos e média dos quadrados dentro dos grupos) devem ter valores semelhantes, e o teste estatístico deve ter resultado

próximo de um, já que $F = \frac{MSBG}{MSWG}$. Nos casos onde $MSBG$ é relativamente maior que $MSWG$, a hipótese de médias iguais é então descartada.

O valor de F computado neste trabalho mostrou-se bem acima de um (1) e maior que o f tabelado (2,486). Portanto, a hipótese nula (condição de normalidade) foi rejeitada. Ou seja, ficou evidenciado que existem diferenças significativas entre pelo menos um par de médias dos tratamentos, *i.e.*, tipologias de minério, quando estas foram analisadas sob o ponto de vista da variável resposta recuperação metalúrgica (figura 3.26).

Analysis of Variance (Plan1 in TM-Statistic)								
Marked effects are significant at p < .05000								
Variable	SS Effect	df Effect	MS Effect	SS Error	df Error	MS Error	F	p
RECMET	3596.838	4	899.2096	11227.27	83	135.2683	6.647602	0.000108

SS effect: soma dos quadrados do efeito/tratamento (variância entre);
df effect: graus de liberdade do efeito/tratamento (J-1);
MS effect: média dos quadrados do efeito/tratamento;
SS error: soma dos quadrados do erro/resíduo (variância dentro);
df error: graus de liberdade do erro/ resíduo (N-1);
MS error: média dos quadrados do erro/resíduo;
F: MS effect / MS error
Variable: Variável resposta recuperação metalúrgica (RECMET);
p: p-valor, probabilidade de que a estatística do teste tenha valor extremo em relação ao valor observado (estatística) quando a hipótese nula é verdadeira.

Figura 3.26 - Análise de Variância (teste F) para as cinco tipologias de minério (tratamento) cuja variável reposta é a recuperação metalúrgica.

A verificação do segundo pressuposto da ANOVA é a da homocedasticidade. A homocedasticidade pode ser medida por meio de análise gráfica. Um exemplo de gráfico utilizado para esse objetivo é o Boxplot. Um boxplot (TUKEY, 1977, *apud* WELCOX, 2003), é um resumo gráfico comumente usado na análise da distribuição empírica dos dados, permitindo identificar se dois ou mais grupos têm ou não distribuições idênticas. Também é utilizado para a detecção de valores extremos. As extremidades da caixa retangular (que formam esse tipo de gráfico) marcam os quartis superiores e inferiores. O centro da caixa indica a posição da média e mediana. As linhas

que se estendem para fora da caixa são chamadas de cauda, onde se encontram os valores atípicos (valor mínimo e valor máximo) (WELCOX, 2003).

A figura 3.27 apresenta o Box-plot dos grupos tipologias de minério e seus resíduos. Se a condição de homocedasticidade fosse verdadeira, esperaríamos que os Box-plots fossem semelhantes. Isso é o mesmo que dizer que a variabilidade é a mesma em todas as caixas.

No entanto, o que se observou foi uma condição de heterocedasticidade, ou seja, a variabilidade é diferente entre os boxes. A existência de heterocedasticidade é mais um indício de diferença estatística entre os grupos.

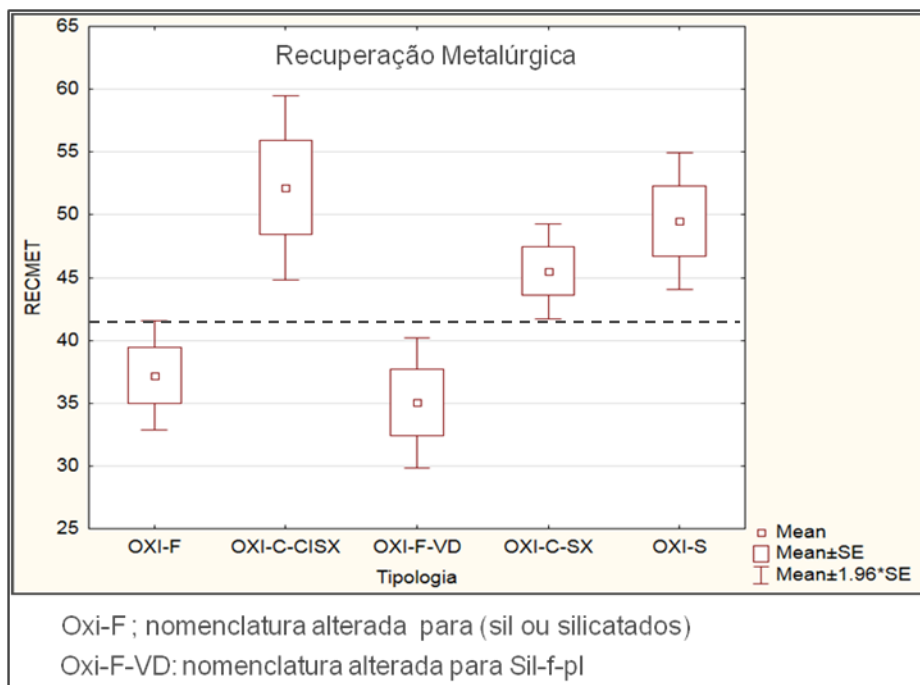


Figura 3.27 - Box plots dos valores de recuperação metalúrgica por tipologia de minério.

Os histogramas utilizados na análise descritiva da variável recuperação metalúrgica fomentaram a hipótese de agrupamentos das tipologias de minério em função das semelhanças entre uns grupos e diferenças em outros. A possibilidade de agrupamento das tipologias em dois domínios estatísticos foi fortalecida pelas características geológicas e espaciais das mesmas conforme abordado no item 3.5.1 deste capítulo.

Em função dessas avaliações, a análise de variância (ANOVA) foi testada para certificação desses domínios. A aplicação do teste F permitiu rejeitar a hipótese nula e assumir a existência de diferenças entre os grupos ou tipologias de minério. Os gráficos de box plot ressaltaram as características de variabilidade entre os grupos com pelo menos dois padrão de distribuição (separados pela linha tracejada no gráfico).

A análise conjunta das informações de geologia e estatística permitiu definir; portanto, dois domínios geometalúrgicos, uma vez que esses grupos apresentaram comportamentos distintos quando analisados sob a ótica da variável resposta recuperação metalúrgica.

Dessa forma, propõe-se a criação de um modelo geometalúrgico, onde os valores de recuperação esperados seriam baseados num valor médio para cada um dos domínios tipológicos. As vantagens desse modelo é que ele traz uma informação quantitativa de processo, e uma informação geológica em constante atualização. Isso é interessante, pois permite a adequação do modelo em função dos avanços do mapa geológico independente das etapas laboratoriais. Vale ressaltar, que as etapas laboratoriais são de extrema importância e devem, sempre que possível, compor a rotina da modelagem a fim de confirmar os fatos observados e/ou trazer novas informações.

Em suma, modela-se a tipologia, sem atribuir a cada bloco um valor de recuperação metalúrgica do processo. Faz-se uma estimativa de recuperação global por domínio, inclusive determinando um valor médio esperado e um intervalo de confiança.

CAPÍTULO 4

KRIGAGEM DOS INDICADORES E MODELAGEM 3D

Neste capítulo, será apresentado o modelamento tridimensional da variável tipologia de minério, utilizando o método geoestatístico krigagem dos indicadores e, para fins de comparação, o método de modelagem geométrica convencional.

4.1- PREPARAÇÃO DO BANCO DE DADOS

4.1.1- Transformação dos dados categóricos em binário

Assume-se neste trabalho que devam ser utilizadas todas as informações confiáveis e disponíveis, no que diz respeito tanto à geologia quanto ao processo. As informações primordiais para o entendimento das características e comportamento das tipologias de minério são o mapa geológico e os resultados com as amostras em testes de bancada para recuperação mássica e metalúrgica do minério.

Tendo em vista que esses dados são constantemente atualizados, e que o modelo geometalúrgico será obtido a partir da interpolação das tipologias de minério, optamos em adicionar a informação de detalhe do mapa geológico ao banco de dados das amostras para a interpolação geoestatística (figura 4.1). Para isso, é necessário a transformação da superfície de mapeamento geológico em um grid ou uma nuvem de pontos. Os contornos do mapeamento foram atualizados e projetados na topografia da mina na data de congelamento do mapa (07/04/2014). Como os mapas são gerados na escala 1:1000, as superfícies de mapeamento foram alteradas para grid de pontos espaçados de 10 por 10 m no plano XY. Esta superfície também foi extrapolada em Z, em 10 metros (figura 4.2). A extrapolação em profundidade é explicada pela altura das bancadas da mina e pela experiência da equipe de geologia, que por

interpretação, admite que as camadas das tipologias tenham espessuras quase sempre superiores a 10 metros.

Como visto no capítulo anterior, as variáveis tipologias de minério podem ser resumidas ou agrupadas em dois domínios geometalúrgicos: grupo dos oxidados e grupo dos silicatados (figura 4.1), cujo código de tipologia das amostras será transformado numa variável indicadora. A variável indicadora aponta se a variável que sofreu a transformação pertence a uma dada classe de valores. Portanto, para o presente estudo de caso, a variável categórica tipo de minério, foi transformada em um (1) caso pertença ao grupo dos oxidados que corresponde ao material com recuperações metalúrgicas acima de 45% e média aproximada de recuperação em 49% para a rota de processo testada; e zero (0) caso contrário, ou seja, minério silicatados com recuperações metalúrgicas inferiores a 45% e média aproximada de recuperação em 36%.

A partir desta análise, todo o banco de dados foi categorizado de forma binária.

O banco de dados composto pelas amostras mais os pontos de mapeamento geológico foi utilizado somente durante o processo de interpolação do modelo de blocos. Para a modelagem dos semivariogramas, foram utilizados somente os dados originais de sondagem (banco de dados das amostras), uma vez que os dados de mapeamento possuem uma extrapolação em Z (cota), constituindo uma fonte de informação interpretada.

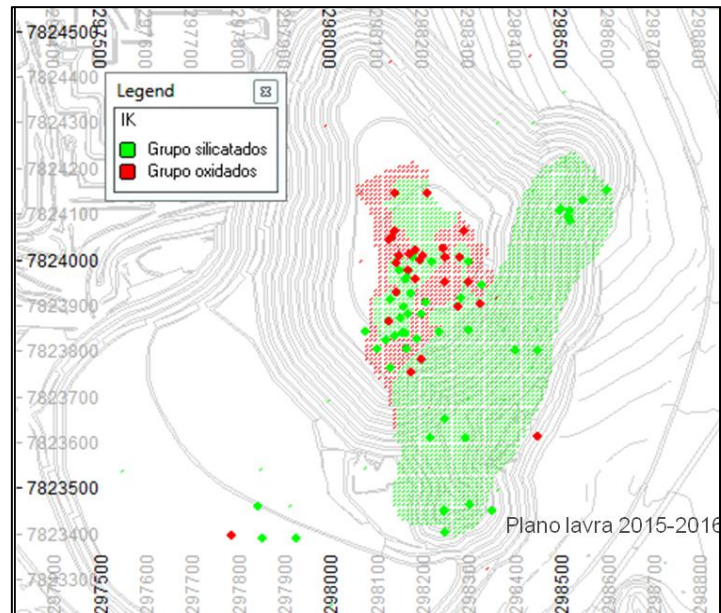


Figura 4.1- Projeção em planta de todo o banco de dados binário. Pontos pequenos são os pontos dos grids do mapeamento geológico. Os pontos maiores correspondem às amostras das sondagens.

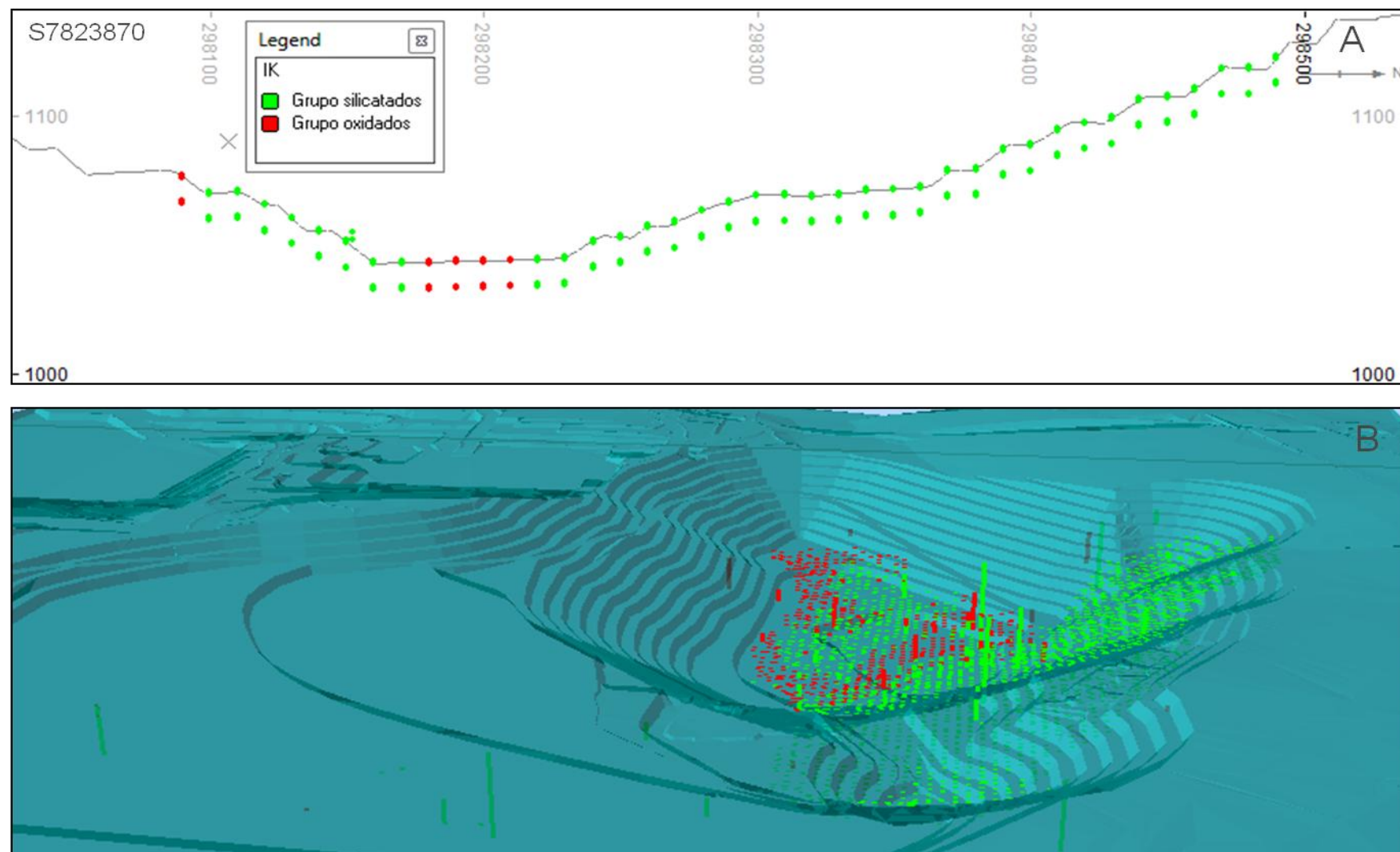


Figura 4.2 - Em A, superfície de mapeamento transformada em um grid de pontos. Em B, amostras dos furos de sondagem para testes de bancada e o grid de pontos do mapeamento visualizados em perspectiva isométrica.

4.1.2 – Definição do modelo de blocos

O processo de interpolação por krigagem carece de um grid de pontos ou modelo de blocos, onde os valores estimados a partir das amostras existentes serão alocados.

Um modelo de blocos é uma representação do volume da mineralização, sendo dividido em células tridimensionais que, geralmente, coincidem com a unidade seletiva de lavra. A escolha de sua dimensão leva em consideração também a malha de amostragem e as estruturas geológicas do corpo mineral. Assim, uma série de blocos adjacentes e com a mesma classificação de tipo de rocha define uma parte de uma unidade geológica, ou seja, litologia e os seus respectivos teores para determinados elementos.

Um grande número de variáveis e atributos é associado ao modelo de blocos, cobrindo toda a área mineralizada que este representa. Essas variáveis são constituídas por teores, tipos de rocha, grau de alteração, dureza, densidade, etc, i.e. propriedades físicas e químicas das rochas de interesse ao planejamento de lavra e processo de beneficiamento.

Este processo de representação em blocos da unidade de lavra tem grande apelo computacional. Cada programa computacional tem a sua metodologia de aplicação do estimador construindo e preenchendo de forma distinta o grid de pontos ou blocos. O *software* utilizado neste estudo apresenta as coordenadas determinantes de um bloco, o ponto correspondente ao centro deste bloco e com origem no vértice inferior esquerdo do modelo (figura 4.3). Em alguns *softwares*, essas coordenadas são referenciadas aos vértices dos blocos. Essa informação é relevante para o correto posicionamento das coordenadas X, Y e Z do modelo de blocos, uma vez que pode haver a criação do modelo de blocos em um programa e exportado para outro onde será interpolado, e vice-versa.

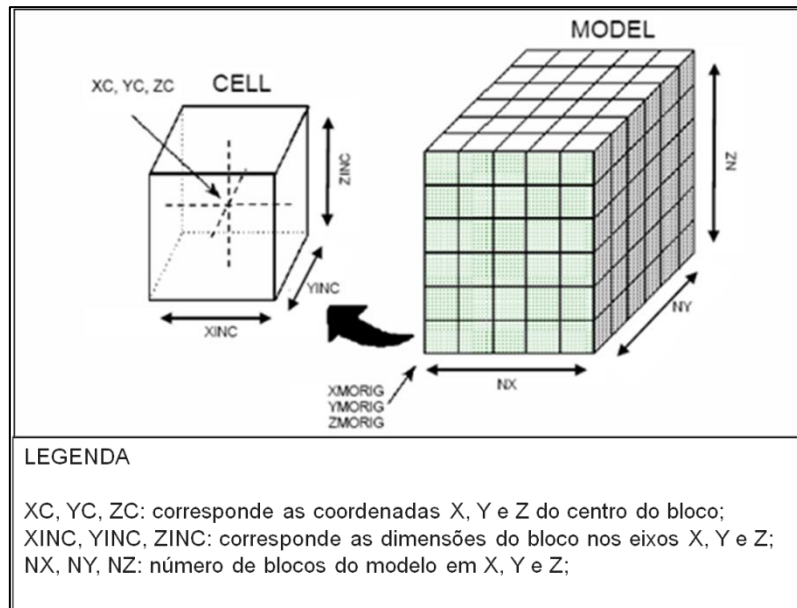


Figura 4.3 - Representação do modelo de blocos no software CAEMINE.

Uma etapa importante deste processo é a escolha da dimensão dos blocos ou células do modelo tridimensional, pois tem impacto direto nos resultados da estimativa. O termo utilizado em geoestatística para denominar o volume das amostras no qual os valores médios são medidos é suporte amostral.

Segundo ISAAKS e SRIVASTAVA (1989, p.462), a melhor prática para lidar com efeito do suporte amostral é utilizar o mesmo tamanho ou volume das amostras para os blocos a qual se quer estimar. Porém, na maioria das vezes, isso não é possível. Uma prática comum entre os profissionais desta área é utilizar blocos com dimensões referentes a até um quarto da malha de amostragem.

O modelo de blocos escolhido para a modelagem dos indicadores é o mesmo modelo tridimensional de teores do longo prazo. Isto se deu em função da necessidade de um modelo multidisciplinar único a ser utilizado no planejamento e também em função da irregularidade na malha de amostragem e baixo número de amostras. Outra razão se baseia na justificativa de que se deseja estimar a geometria da tipologia oxidado; portanto, porque não usar um tamanho de blocos que atende o modelo de litologias, já que estas se encontram correlacionadas? E finalmente, porque nessa fase, o que se almeja é testar uma metodologia para incorporação das variáveis de processo, e

assim reunir todas as informações disponíveis (geologia, química e processo) num modelo único, melhorando a previsibilidade do planejamento e direcionando os trabalhos futuros de pesquisa e amostragem.

Portanto, o modelo utilizado tem 172.014 blocos cujas dimensões são 25m por 25m no plano XY e 10m no eixo Z. Seus dados de origem seguem descritos na tabela 4.1.

A figura 4.4 traz uma visualização do modelo de blocos do longo prazo, que recobre toda a área da mina F4. Observa-se que a região de amostragem e mapeamento das tipologias é inferior ao tamanho do modelo e que as tipologias silicatadas encontram-se mais na borda leste do modelo; enquanto, as tipologias oxidadas concentram-se mais no centro.

Tabela 4.1 - Definições do grid de pontos do modelo utilizado na krigagem dos indicadores.

Coordenadas do vertice de origem			Número de blocos			Dimensão dos Blocos		
X (leste)	Y (Norte)	Z (Cota)	X	Y	Z	X	Y	Z
296300	7822200	800	120	118	44	25	25	10

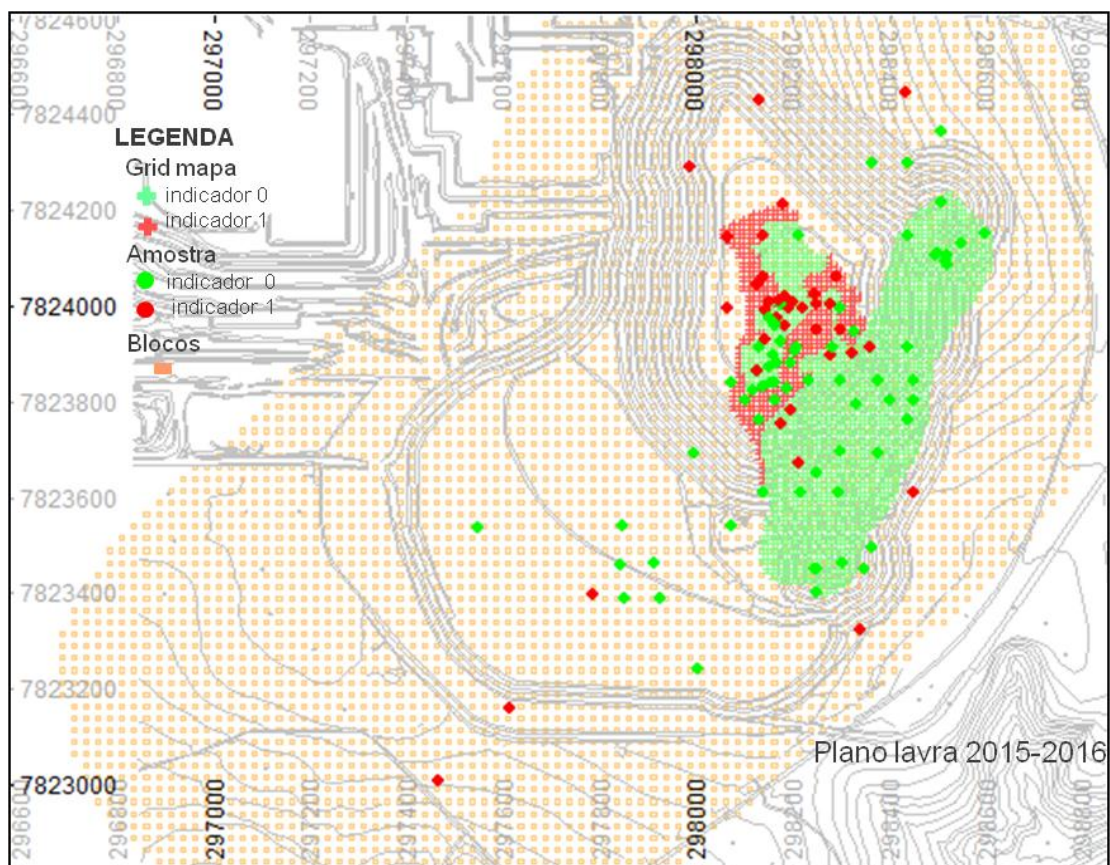


Figura 4.4 - Representação do modelo de blocos, do banco de dados de amostras e mapa utilizados na interpolação.

4.2- VARIOGRAFIA

A geoestatística é a aplicação da teoria das variáveis regionalizadas para a estimativa e modelagem de fenômenos que apresentam estruturação espacial. Quando um fenômeno observado no espaço apresenta certa estruturação espacial, dizemos que esse fenômeno é regionalizado. Em ciências da Terra, existem inúmeros exemplos. Se $f(x)$ é o valor f no ponto x e f representa as características de um dado fenômeno que depende do local x onde é lida, podemos dizer que $f(x)$ é uma variável regionalizada (MATHERON, 1963).

O comportamento espacial do fenômeno pode; portanto, ser expresso por uma função matemática, que reproduza a correlação entre os n pares de amostras. Essa função matemática é chamada de semivariograma ou apenas variograma por alguns autores.

A função variograma é utilizada para avaliar o grau de semelhança das amostras afastadas de um vetor h , sendo expressa pela seguinte equação:

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{\alpha=1}^{n(h)} [Z(u_{\alpha}) - Z(u_{\alpha} + h)]^2,$$

onde,

$\gamma(h)$ é a função variograma

$Z(u)$ é a amostra avaliada em u locais

$Z(u + h)$ é a amostra avaliada em locais afastados por um vetor de separação h do local u

$N(h)$ é o número de pares de valores $Z(u_{\alpha})$, $Z(u_{\alpha} + h)$ afastados por um vetor de separação h .

Com a construção de um gráfico confrontando variância *versus* distância obtêm-se o variograma experimental. Esse gráfico segue representado na figura 4.5.

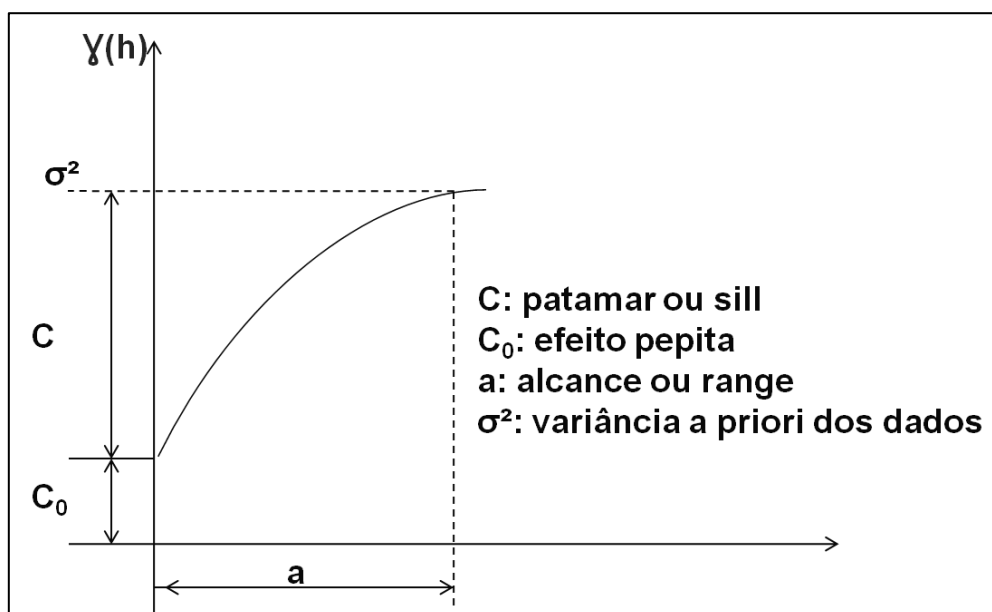


Figura 4.5 - Características de um variograma (extraído e adaptado de MATHERON, 1971).

As características do variograma estão descritas abaixo:

- Alcance (range): distâncias até onde as amostras apresentam correlação espacial.
- Efeito de pepita: é o valor da função variograma na origem. Pode ser resultado tanto da variabilidade do fenômeno espacial em estudo como erro amostral e/ou analítico.
- Patamar (*sill*): o patamar é alcançado para distâncias maiores ou iguais ao alcance, sendo aproximadamente igual à variância a priori dos dados.

Para se estimar os indicadores usando krigagem, os modelos de variogramas desses indicadores precisam ser calculados e modelados. Esta atividade requer muita atenção e, é frequentemente muito morosa em função dos números de variáveis avaliadas e número de “teor de corte”. Para o modelamento das tipologias, um único variograma foi gerado uma vez que o número de variáveis e “teor de corte” se restringe a uma tipologia de minério, ou seja, oxidado.

Normalmente, os variogramas das amostras calculadas de dados indicadores são bem comportados e não sofrem efeitos adversos de valores extremos uma vez que seus valores são 1 ou 0. Contudo, embora sejam facilmente modelados e interpretados, e não afetados por valores extremos, o agrupamento preferencial pode influenciar os resultados, e a estrutura revelada pelos variogramas dos indicadores pode não ser a correta que represente o fenômeno (ISAACS e SRIVASTAVA, 1989).

Acredita-se; portanto, que utilizar-se os pontos amostrais derivados de mapeamento geológico não seria adequado, já que o mapeamento é superficial e encontra-se restrito a uma determinada área de lavra, que corresponde aos planos de lavra até 2016 (figura 4.2). Seu uso poderia distorcer o cálculo variográfico pelo efeito do agrupamento preferencial dos dados descritos acima.

4.2.1 - Variogramas dos dados

Inicialmente, foi calculado o variograma experimental dos dados na vertical (figura 4.6). Como o número de amostras não é expressivo, para auxiliar o ajuste do efeito pepita utilizamos as proporções dos variogramas dos teores de CaO e P₂O₅ do modelo de longo prazo, cujo o efeito pepita corresponde respectivamente a 11% e 12% da variância *a priori* das amostras. Essa opção deve-se ao fato de que os dados dos indicadores acompanham as formas definidas nas tipologias de minério, e estas por definição tem correlação direta com os teores de cálcio e fósforo, conforme descrito no capítulo 3 dessa dissertação.

Em sequência, foi realizada a varredura no plano XY, a fim de buscar as direções de maior e menor continuidade espacial. Os variogramas foram gerados a cada 22,5° partindo do azimute zero até o azimute 157,5°. Ou seja, oito variogramas experimentais foram gerados nas suas respectivas direções (figura 4.9).

Os azimutes 67,5° e 157,5° representaram, nessa ordem, as direções de maior e menor continuidade, conforme a figura 4.7. Essas orientações são as mesmas observadas na modelagem dos variogramas dos teores de CaO e P₂O₅, evidenciando a relação entre os indicadores e os teores. Esses azimutes também são coincidentes com as estruturas geológicas locais e regionais, fato já esperado uma vez que as mineralizações estão condicionadas às estruturas geológicas. Essa é uma das razões pelas quais o conhecimento geológico desempenha papel fundamental na interpretação e análise dos resultados obtidos na variografia.

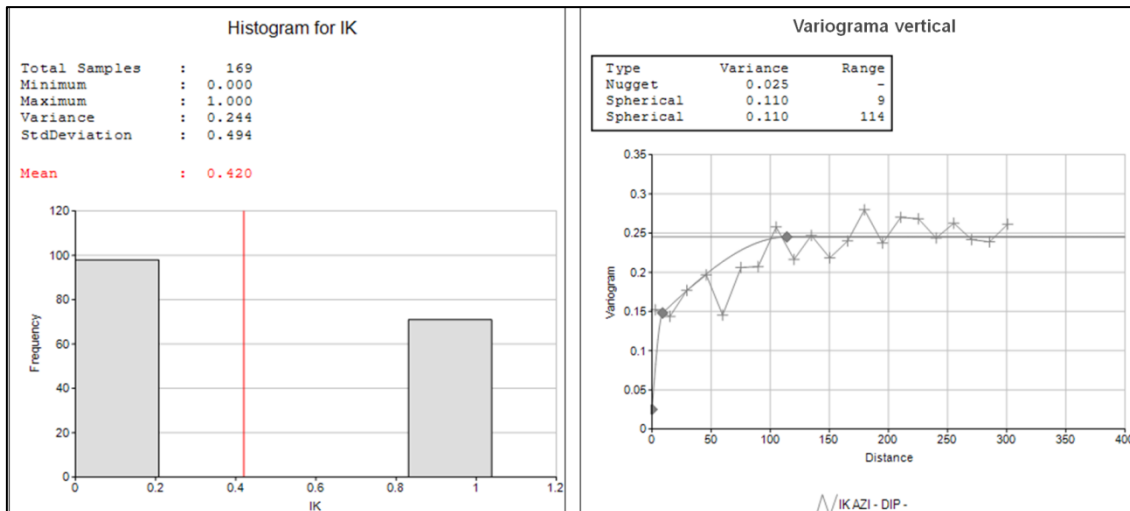


Figura 4.6 - Estatística dos dados dos indicadores e variograma vertical.

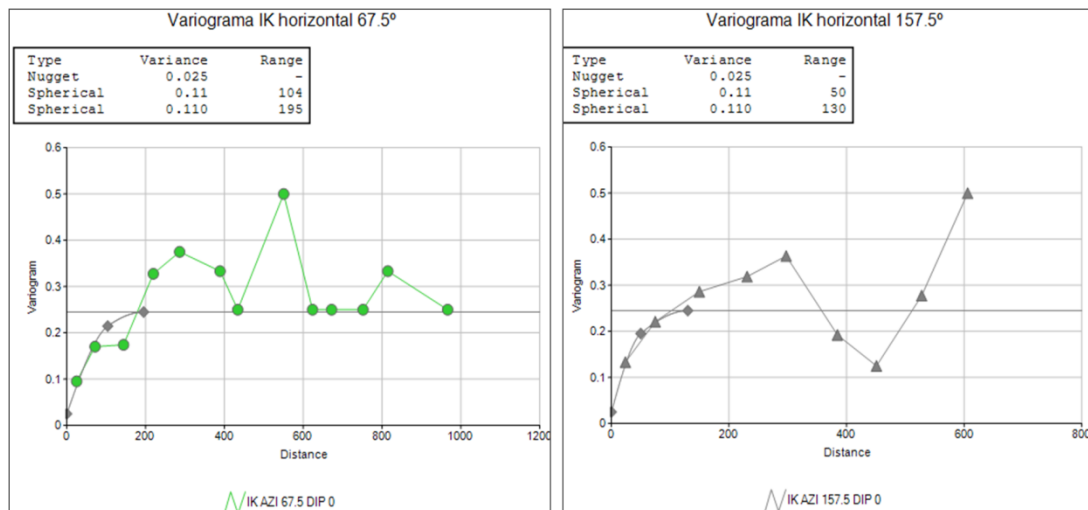


Figura 4.7 - Variograma horizontal na direção de maior e menor continuidade.

As estruturas e o efeito pepita foram os mesmo para todas as direções, alcançando o platô (sill) na variância total dos dados (tabela 4.2).

O processo de interpolação da krigagem dos indicadores é ditado pelos parâmetros obtidos durante os ajustes dos variogramas experimentais. Todos os parâmetros necessários para o cálculo dos pesos a serem dados para cada amostra, bem como as direções de continuidade e a amplitude são apresentados na tabela abaixo.

AZIMUTE	DIP	ESTRUTURA			AMPLITUDE		MODELO TEORICO
		Efeito pepita	C1	C2	A1	A2	
0º	90º	0,025	0,11	0,11	9	114	esférico
67,5º	0º	0,025	0,11	0,11	9	114	esférico
157,5º	0º	0,025	0,11	0,11	9	114	esférico

Tabela 4.2 - Parâmetros de ajuste variográfico das indicadores.

Foi verificado se os valores adotados para ajuste do efeito pepita através das proporções utilizadas nos variogramas de teores seria a melhor opção para a modelagem dos variogramas. Um outro teste foi realizado. Desta vez, empregamos não só as amostras de sondagem, mas também os grid de pontos de mapeamento para o cálculo dos variogramas, mesmo sabendo que os pontos de mapeamento geram uma amostragem preferencial que pode influenciar negativamente nos resultados.

O que se observou (figura 4.8) é que o efeito pepita encontrado representa aproximadamente 10,07% da variância *a priori* dos dados, ou seja, os valores de efeito pepita obtidos na modelagem dos variogramas utilizando toda a base de dados disponível ficaram bem próximos dos valores praticados por associação com os variogramas de teores que foi de 11%. Portanto, a primeira opção, que se refere aos variogramas calculados só com os dados das amostras, segue neste trabalho como a opção utilizada para estimativa.

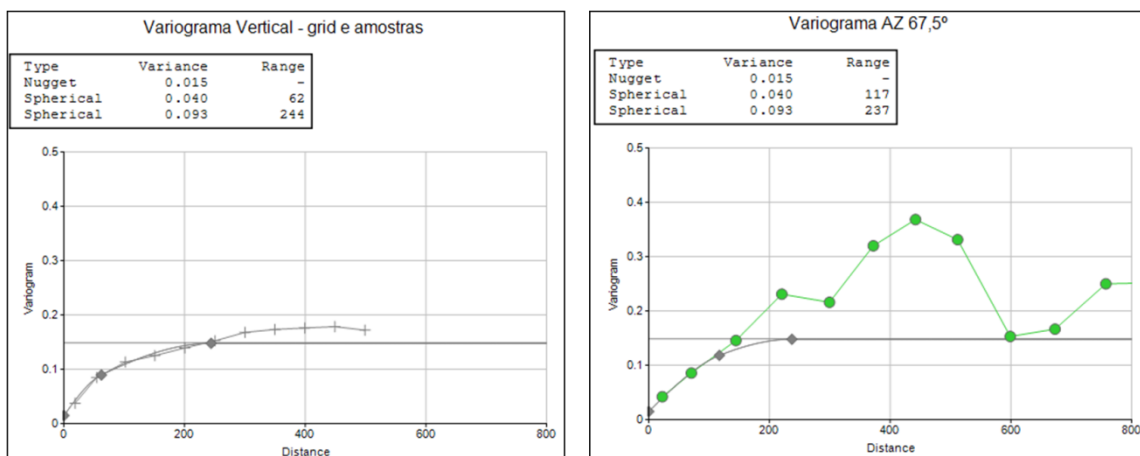


Figura 4.8 – Variograma vertical e variograma horizontal na direção de maior continuidade calculados a partir do banco de dados de amostras e grid de mapeamento.

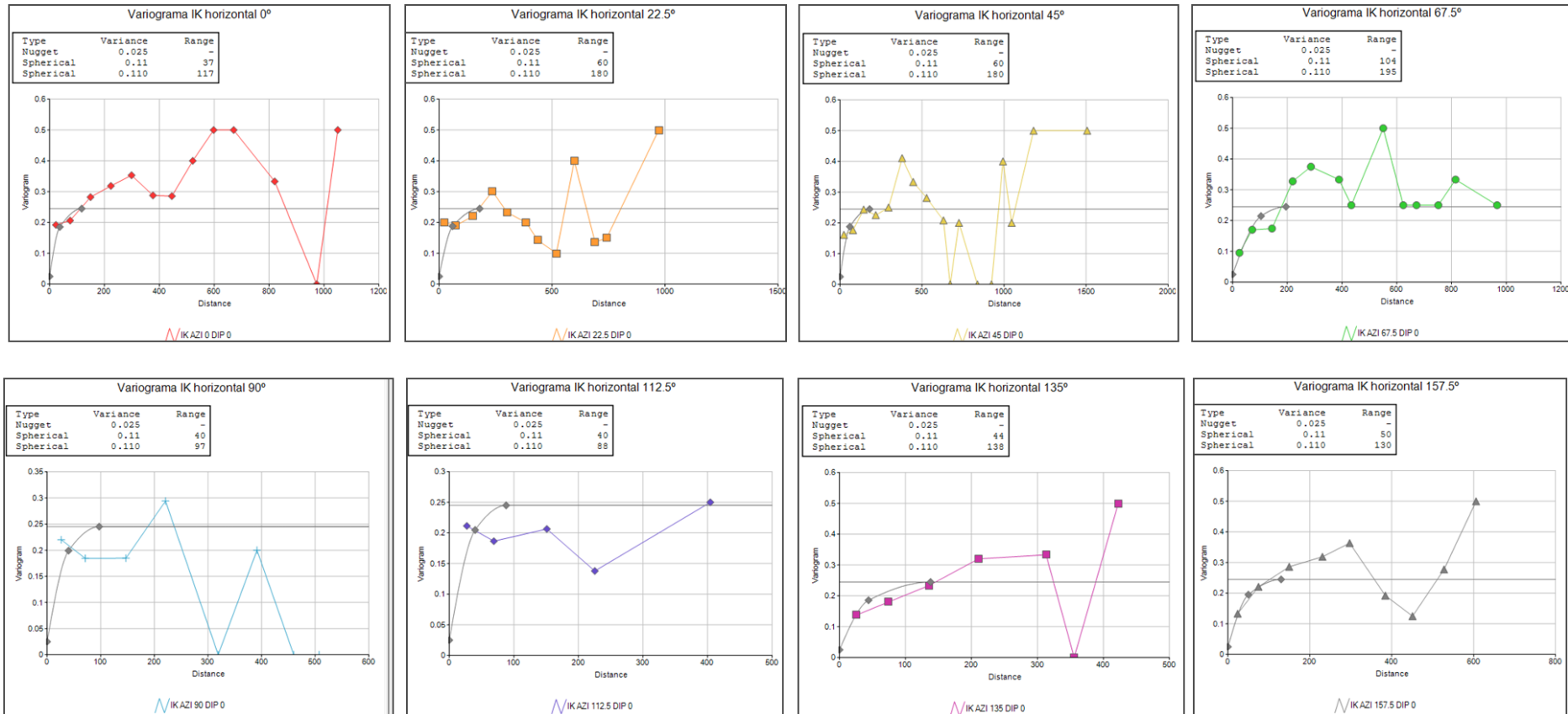


Figura 4.9 - Variogramas experimentais nos respectivos azimutes, dip 0.

4.3- KRIGAGEM DOS INDICADORES

O enfoque da krigagem indicadora é não estimar somente o valor do atributo de interesse, como é feito na krigagem ordinária, mas sim definir a curva de distribuição de probabilidades desse atributo. Com ela, pode-se definir áreas (volumes) com maior ou menor probabilidade de um determinado evento ocorrer (OLIVEIRA, 2008). Desta forma, para cada ponto estimado pela krigagem dos indicadores, são gerados valores de probabilidade do mesmo pertencer a cada uma das categorias ou teor de corte.

As variáveis apresentadas nesse estudo são variáveis categóricas (tipologias de minério) e foram simplificadas em dois domínios principais de acordo com as características geológicas, estatísticas e de beneficiamento mineral. Esse agrupamento tipológico facilitou o processo de estimativa dos indicadores, onde um único teor de corte ou número de classe foi empregado, gerando, portanto um único variograma dos indicadores e uma única interpolação dos dados. Ou seja, neste caso, os valores que compõe o banco de dados para a estimativa são somente zeros e uns, representando as duas categorias, os que não pertencem à classe de minério oxidado e os que pertencem à classe de minério oxidado. Ao final do processo, cada ponto do grid estimado recebe uma probabilidade do local pertencer a uma das duas categorias, cujos valores interpolados estarão compreendidos entre 0 e 1.

A estimativa dos indicadores 0's e 1's se deu pelo método de interpolação krigagem ordinária. A krigagem ordinária dos indicadores é frequentemente referida como krigagem dos indicadores. Este é um interpolador não enviesado e permite medir as variações locais da média dos indicadores limitando a estacionaridade a uma vizinhança local. (GOOVAERTS, 1989).

Vale ressaltar que tanto a krigagem ordinária quanto a krigagem simples são usualmente utilizadas na estimativa dos indicadores. Ambas são interpoladores exatos, ou seja, honram os indicadores originais nos locais onde o valor do atributo Z é conhecido.

A escolha do método de interpolação não é suficiente para garantir uma boa estimativa, mas também os números de amostras disponíveis no banco de dados bem como a definição dos parâmetros de estimativa.

4.3.1 - Parâmetros da estimativa

Após a etapa de modelagem do comportamento espacial das amostras, é preciso definir o processo de seleção das amostras a serem utilizadas na estimativa de cada bloco. Esta etapa é definida como estratégia de busca, escolhendo a distancia do ponto estimado que será feita a busca de amostras, o número de amostras utilizadas, a direção de maior e menor busca.

Na maioria dos softwares, a maneira como se selecionam as amostras é através de um elipsóide de busca. Este elipsóide de busca é uma região no espaço, cujo centro de gravidade se encontra no ponto ao qual se quer estimar um valor. Os comprimentos dos três eixos do elipsóide de busca são definidos no software CaeMine Studio pelos campos SDIST1, SDIST2 e SDIST3. Inicialmente, SDIST1 está ao longo do eixo X, SDIST2 a longo eixo Y e SDIST3 ao longo do eixo Z, como pode ser visto na figura 4.10.

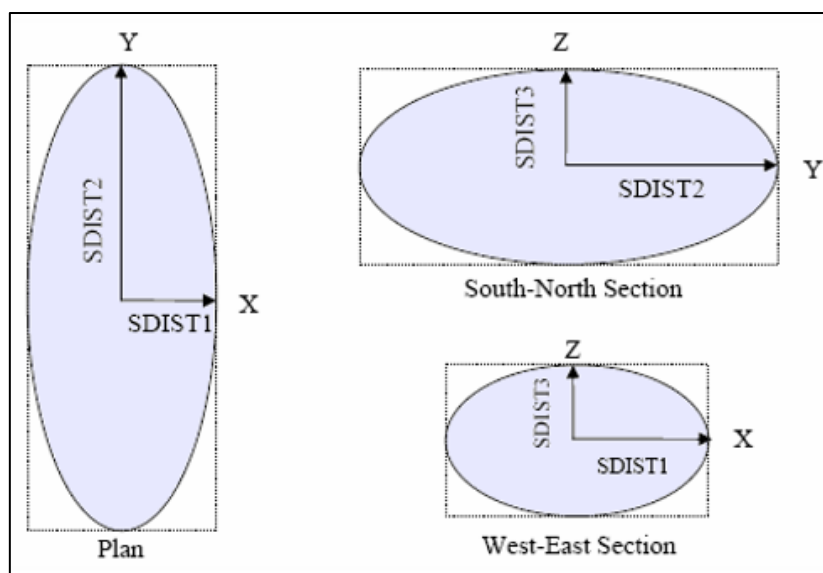


Figura 4.10 - Exemplo de orientação dos eixos do elipsóide de busca do software CAE Mine.

A direção do elipsóide é determinada através de rotação que é aplicada a qualquer um de seus eixos X, Y ou Z (figura 4.11).

Os eixos X, Y e Z do elipsoide de busca são semelhantes às direções definidas no modelo de continuidade espacial e representam de forma análoga aos variogramas as direções de maior, médio e menor alcance. Não precisam ser necessariamente iguais aos alcances do variograma, sendo, muitas vezes, apenas orientados por esses valores.

Contudo, seus raios costumam ser menores que o alcance do variograma, em suas respectivas direções, uma vez que não faz sentido utilizar dados no processo de interpolação que não apresentem mais correlação espacial com o local sendo calculado.

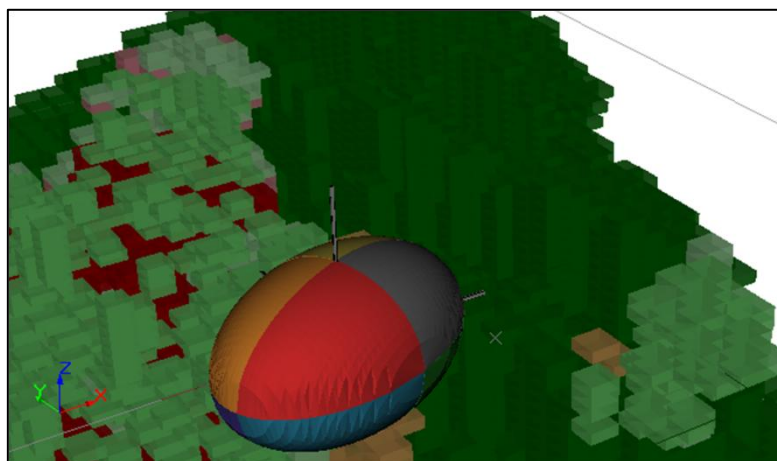


Figura 4.11 - Modelo de elipsóide de busca, maior direção $67,5^\circ$.

Muitas vezes ocorre que as amostras não estão uniformemente distribuídas ao redor do ponto do grid a ser estimado, ou podem por vezes apresentarem agrupadas influenciando de maneira indesejável a estimativa. Um dos procedimentos aplicados para restringir o efeito de agrupamento preferencial sobre o resultado da estimativa é dividir o volume de busca em octantes e garantir um número mínimo de octantes com dados para a interpolação (tabela 4.3). Outra restrição comumente utilizada é definir um número mínimo e máximo de amostras a serem considerados. Portanto, só serão considerados o n dados mais próximos ao ponto sendo interpolado. Na ausência do número mínimo de dados exigidos dentro do elipsoide de busca, o ponto referido não será estimado.

Para o cálculo dos indicadores, foram testadas cinco estratégias de estimativa e ao final, uma estratégia para correção dos blocos com valores negativos ou superiores a um, que serão abordados mais adiante (correção de relações de ordem).

A tabela 4.4 apresenta as estratégias executadas, o raio da elipse de busca nas três direções (X, Y e Z) designados de SDIST1, SDIST2 e SDIST3 e os fatores multiplicadores do eixo para o segundo e terceiro volume de busca (SVOLFAC2 e SVOLFAC3) bem como os demais parâmetros. A opção escolhida (estratégia 3) como a melhor estimativa do modelo de blocos está representada no primeiro volume de busca igual a metade ou 50% do alcance do variograma; aproximadamente três quartos ou 75% do alcance do variograma no segundo volume e no terceiro volume de busca uma vez e meia o alcance do variograma dos indicadores. Vale ressaltar, que as informações utilizadas nesse processo são de único variograma, pois se deseja estimar somente a probabilidade dos dados pertencerem ao grupo oxidado.

Com base nos resultados observados e nos critérios de validação dos resultados que seguem no item 4.3.4 deste capítulo, foi possível aceitar os medelos com base nesse parâmetros de estimativa como válidos.

Tabela 4.3 - Parâmetros das estimativas.

ESTRATÉGIAS	Elipse de busca			Nº Amostras			
	1º volume de busca	2º volume de busca	3º volume de busca	Nº Mínimo	Nº máximo	Mínimo de octantes	Nº mínimo por octantes
1	1 RV	1,5 RV	-	2	16	2	1
2	2/3 RV	1 RV	2 RV	2	16	2	1
3	1/2 RV	3/4 RV	1,5 RV	2	16	2	1
4	1/2 RV	3/4 RV	1,5 RV	2	12	2	1
5	2/3 RV	1 RV	2 RV	2	12	2	1
CORREÇÃO	1/2 RV	3/4 RV	1,5 RV	2	8	2	1

RV= Range do variograma

Ao final da krigagem, o modelo de blocos geometalúrgico é obtido, e o mesmo servirá de base para confecção do modelo de curto prazo. Sugerem-se adequações nas rotinas de construção automática e computacional dos modelos de curto prazo para incorporação da informação de metalúrgica.

Tabela 4.4 - Tabelas de parâmetros de estimativa do software CaeMine.

PARÂMETROS DO ELIPSOIDE DE BUSCA																				
Estratégias	VARIÁVEL	SREFNUM	SMETHOD	SDIST1	SDIST2	SDIST3	SANGLE1	SAXIS1	MINNUM1	MAXNUM1	SVOLFAC2	MINNUM2	MAXNUM2	SVOLFAC3	MINNUM3	MAXNUM3	OCTMETH	MINOCT	MINPEROC	MAXPEROC
1	IK	1	2	130	195	114	67.5	3	2	16	1.5	2	12	3	2	8	1	2	1	2
2	IK	1	2	86.67	130	76	67.5	3	2	16	1.5	2	12	3	2	8	1	2	1	2
3	IK	1	2	65	97.5	57	67.5	3	2	16	1.5	2	12	3	2	8	1	2	1	2
4	IK	1	2	65	97.5	57	67.5	3	2	12	1.5	2	10	3	2	8	1	2	1	2
5	IK	1	2	86.67	130	76	67.5	3	2	12	1.5	2	10	3	2	8	1	2	1	2
Correção valores negativos e superior a 1	IK	1	2	65	97.5	57	67.5	3	2	8	1.5	2	6	3	2	5	1	2	1	2
Definição dos campos do arquivo																				
VARIÁVEL	Nome da variável a estimar																			
SREFNUM	Número de referencia do Volume de busca																			
SMETHOD	Forma de Volume de busca (1= retangular, 2 = elipse)																			
SDIST1	Máxima distancia de busca em X																			
SDIST2	Máxima distancia de busca em X																			
SDIST3	Máxima distancia de busca em X																			
SANGLE1	Primeiro ângulo de rotação do volume de busca																			
SAXIS1	Eixo para a primeira rotação (1= X, 2= Y, 3=Z)																			
MINNUM1	Número mínimo de amostra no primeiro volume de busca																			
MAXNUM1	Número máximo de amostra no primeiro volume de busca																			
SVOLFAC2	Fator multiplicador dos eixos para o segundo volume de busca																			
MINNUM2	Número mínimo de amostra no segundo volume de busca																			
MAXNUM2	Número máximo de amostra no segundo volume de busca																			
SVOLFAC3	Fator multiplicador dos eixos para o terceiro volume de busca																			
MINNUM3	Número mínimo de amostra no terceiro volume de busca																			
MAXNUM3	Número máximo de amostra no terceiro volume de busca																			
OCTMETH	Uso do método de octante (0= não, 1= sim)																			
MINOCT	Número mínimo de octantes																			
MINPEROC	número mínimo de amostras por octante																			
MAXPEROC	número máximo de amostras por octante																			
PARAMETROS DA ESTIMATIVA																				
VALUE_IN	VALUE_OU	NUMSAM_F	SVOL_F	VAR_F	SREFNUM	IMETHOD	VREFNUM	KRIGVARS												
IK	IK	NSIK	SVIK	VRIC	1	3	1	1												
Definição dos campos do arquivo																				
VALUE_IN	Nome da variável a estimar																			
VALUE_OU	Nome da variável que será criada																			
NUMSAM_F	Campo que grava a quantidade de amostras para estimar o bloco																			
SVOL_F	Campo que grava em que volume de busca o bloco foi estimado																			
VAR_F	Campo que contem as variancias de estimativa do bloco																			
SREFNUM	Número de referencia do Volume de busca																			
IMETHOD	Método de estimativa																			
VREFNUM	Número de referencia do modelo de variograma																			
KRIGVARS	Variancia de Krígagem																			

4.3.3 - Resultados da krigagem dos indicadores

O método de interpolação utilizado para a estimativa dos indicadores foi a krigagem ordinária dos indicadores, conforme parâmetros apresentados no item anterior. Nesta etapa, o banco de dados para interpolação contou com os grids de pontos do mapa geológico, transformados também em dados binários (0 ou 1).

É importante ressaltar que os blocos krigados, i.e. blocos que receberam um valor de probabilidade, estão limitados à região de amostragem e do mapeamento tipológico responsáveis por recobrir as cavas até o ano de 2016. Desse modo, observa-se uma quantidade significativa de blocos sem estimativas, devido ao fato do modelo de blocos extrapolar a área amostrada.

Embora o banco de dados krigado seja binário, ou seja, constituído somente por valores 0s e 1s, que significam a probabilidade (estimada) do bloco pertencer a uma determinada categoria, o resultado obtido pela de interpolação dos dados é uma distribuição contínua com valores entre 0 e 1. Esse fato exige atenção quanto ao processo de comparação dos resultados com os dados originais e quanto à decisão de classificação dos blocos para determinada categoria.

Outro ponto de atenção da krigagem dos indicadores está relacionado aos valores estimados. Como descrito acima, as categorias são mutuamente exclusivas e as probabilidades estimadas precisam pertencer ao intervalo 0 e 1 e somar 1. Resultados negativos e superiores a um precisam ser corrigidos. Pesos negativos geralmente estão associados à proximidade das amostras, redundância entre dados amostrais combinado com alta magnitude da continuidade.

Como tentativa de minimizar esses resultados de pesos negativos, diferentes estratégias de estimativa foram testadas (tabela 4.4). Em duas destas tentativas (estratégia 4 e 5) diminuiu-se o raio de busca e o número de amostras para interpolação. Contudo pequenas alterações foram observadas e alguns pesos negativos permaneceram. Essa ação deve ser realizada com

cautela, já que grandes alterações nos parâmetros de interpolação impactam na qualidade da estimativa para os demais blocos do modelo. Lembrando que, os blocos com viés correspondem a menos de 0,2% dos blocos totais estimados.

GOOVAERTS (1997) propõe as seguintes alternativas para correção desses desvios da estimativa:

1. Qualquer probabilidade $p^*(u,k)$ fora do intervalo $[0, 1]$ seja substituída pelo valor da fronteira mais próxima (0 ou 1).
2. As estimativas $p^*(u,k)$ sejam então divididas pela soma das probabilidades .

Em vez de corrigir as estimativas, o usuário pode estimar todas as categorias exceto uma e calcular por diferença a probabilidade faltante para a última não estimada (GOOVAERTS, 1997). A desvantagem dessa alternativa é que a probabilidade calculada para a última categoria acumula os erros de todas as estimativas feitas anteriormente. No caso do estudo em questão, essa prática não se aplica já que uma única categoria (grupos dos oxidados) está sendo estimada. Contudo, a primeira alternativa é plenamente possível, principalmente se considerarmos o baixo número de blocos que apresentou viés. Os resultados desta correção seguem na tabela 4.5.

Outra prática sugerida para eliminar o efeito dos pesos negativos e superiores a um, é separar os blocos enviesados e re-estimá-los, modificando os parâmetros de estimativa somente para estes blocos. Dessa forma separaram-se os 52 blocos do modelo, e aplicou o mesmo volume de busca da estratégia 3, por representarem os menores raios de busca, restringindo, no entanto, o número de amostras conforme pode ser observado na tabela 4.4. na linha correções de valores negativos e superiores a um.

As duas alternativas testadas seguem apresentadas na tabela 4.5 e na figura 4.12, onde é possível observar diferenças mínimas entre os resultados alcançados.

Tabela 4.5 - Número de pontos e porcentagem dos indicadores no banco de dados e nos modelos corrigidos.

CORREÇÃO DAS ESTIMATIVAS					
FONTE	Nº DE PONTOS		PORCENTAGEM		MÉDIA
	<0.5	>0.5	<0.5	>0.5	
BANCO DE DADOS DESAGRUPADO	40	14	74.1%	25.9%	0.2590
MODELO 1	12039	4023	75.0%	25.0%	0.2612
MODELO 2	12038	4024	74.9%	25.1%	0.2613

MODELO 1 - Blocos com desvio substituídos pelo valor da fronteira mais próxima (0 ou 1).

MODELO 2 - Blocos com valores desvios reestimados separadamente.

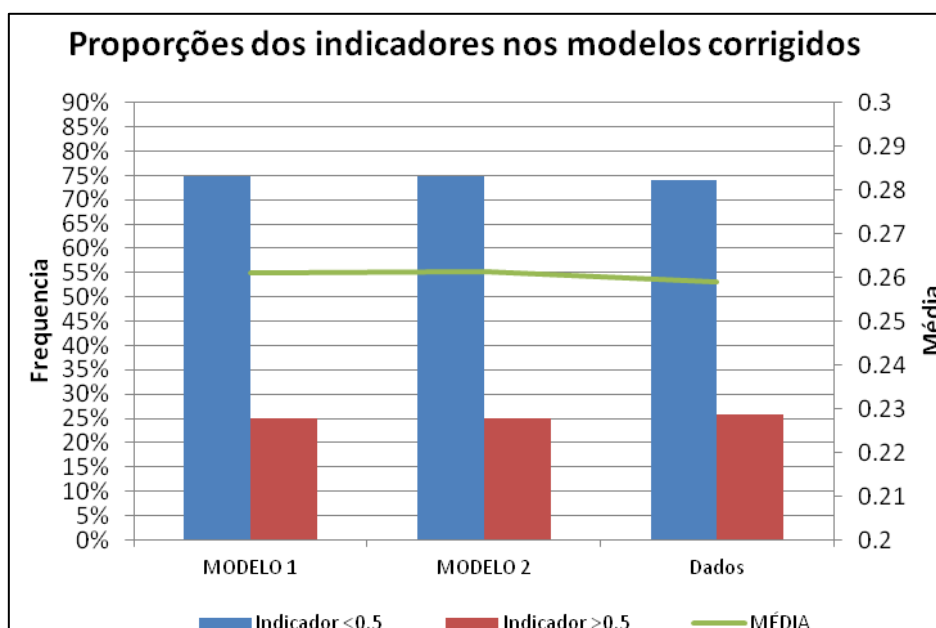


Figura 4.12 - Gráfico de comparação entre as proporções de indicadores no banco de dados e no modelo 1 (corrigido por substituição pelo valor mais próximo) e no modelo 2 (por estimativa dos blocos separados).

4.3.4 - Validação da krigagem

Para a validação dos resultados obtidos e classificação dos blocos em determinada categoria, foi definido o limite ou teor de corte igual a 0.5 em função do resultado visual com esse limiar quando comparado com as amostras e modelo geológico. Também pelo fato desse valor dividir a distribuição exatamente ao meio, ou seja, do ponto de vista probabilístico esse valor permite chances iguais às duas categorias.

Como já foi exposto acima sobre o tamanho do modelo de blocos e o tamanho da área abrangida pelas amostras e o mapa, é possível observar uma mudança nas proporções entre os indicadores estimados (blocos) quando

comparados aos dados de entrada (tabela 4.6). Isso ocorre em função dos blocos não estarem limitados ao mesmo espaço de ocorrência das amostras, ou seja, os blocos ocupam uma área bem maior.

Dependendo do volume de busca e alcance do variograma, os dados que se encontram nas bordas podem sofrer com a extrapolação, gerando um aumento na proporção de um determinado indicador em relação aos dados de entrada. O efeito de extrapolação é mais acentuado no indicador um, que corresponde ao grupo dos oxidados. A localização mais interna ao modelo de blocos pode ter permitido uma área de influência maior desta tipologia em relação a tipologia silicatada (limitada pela borda oeste do modelo) contribuindo para o aumento da proporção deste indicador.

Tabela 4.6 - Número de pontos e porcentagem do banco de dados e dos blocos estimados para os três volumes de busca.

	BANCO DE DADOS		MODELO	
	INDICADORES		PROBABILIDADE	
	0	1	<0.5	> 0.5
Nº PONTOS	40	14	30742	17006
PORCENTAGEM	74.1%	25.9%	64.4%	35.6%

Uma sugestão para atenuar esse efeito é utilizar a informação da coluna SVIK (coluna correspondente ao volume de busca utilizado para estimar o bloco), limitando o volume de busca para o alcance do variograma ou proporção menor. No caso da estratégia escolhida (estratégia 3), restringimos os blocos estimados ao segundo volume de busca que corresponde a 75% do alcance do variograma e os resultados seguem descritos na tabela 4.7 abaixo:

Tabela 4.7 - Número de pontos e porcentagem do banco de dados e dos blocos estimados para os dois primeiros volumes de busca.

	BANCO DE DADOS		MODELO DE BLOCOS	
	INDICADORES		PROBABILIDADE	
	0	1	<0.5	> 0.5
Nº PONTOS	40	14	12039	4023
PORCENTAGEM	74.1%	25.9%	75.0%	25.0%

Observando a tabela 4.7 e o gráfico abaixo (figura 4.13), vimos que quando utilizamos os valores estimados pelo raio de busca inferior ao alcance do variograma é possível fazer uma comparação mais aproximada com a realidade dos dados originais em termos de reprodução de proporções das tipologias.

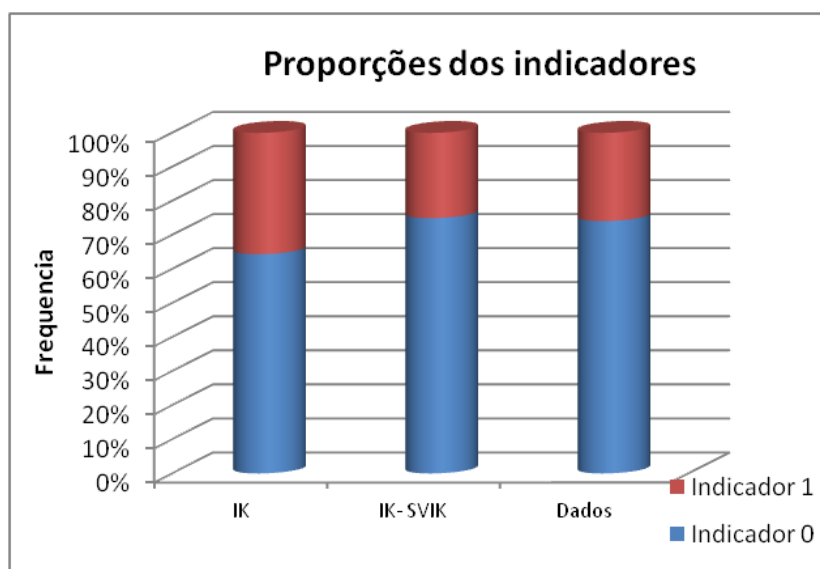


Figura 4.13 - Gráficos de comparação entre as proporções dos indicadores (0 e 1) para o modelo krigado nos três volumes de busca (IK), para o modelo krigado nos segundo volume de busca ou alcance do variograma (IK-SVIK) e para os dados.

Essa é uma informação importante sobre a qualidade da estimativa e fornece um bom indicador sobre os volumes de busca utilizados. Assim podemos dizer que, mesmo com um baixo número de testes, os blocos estimados dentro do alcance do variograma reproduzem adequadamente os dados originais.

A tabela 4.8 e a figura 4.14 apresentam os resultados com restrição do raio de busca ao alcance do variograma para demais estratégias testadas. Note que a estratégia 3 é a ainda a que se apresenta mais aderente.

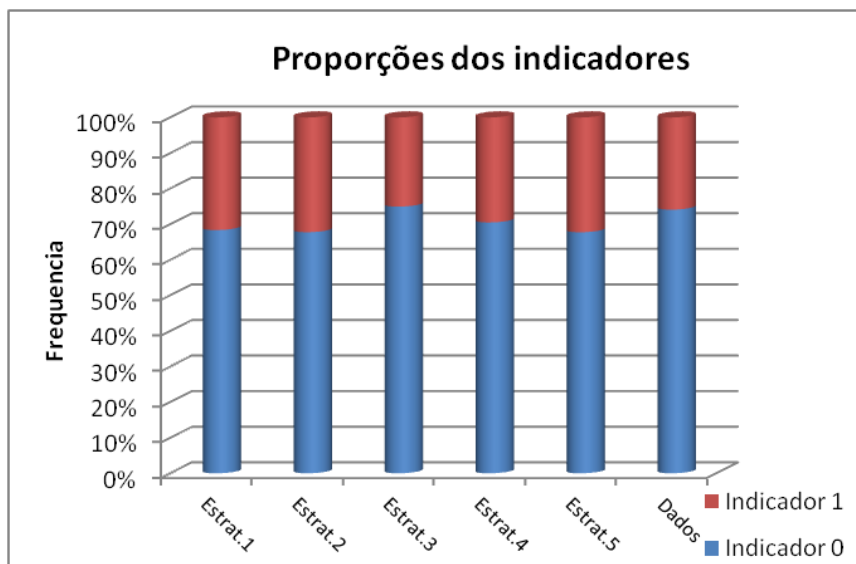


Figura 4.14 - Gráficos de comparação entre as proporções dos indicadores (0 e 1) para o banco de dados e as estratégias testadas.

Essas observações reforçam a não utilização de blocos estimados além do alcance do variograma. Recomenda-se a utilização destes somente para orientação e direcionamento de amostragens e trabalhos futuros.

Tabela 4.8 - Número de pontos e porcentagem dos indicadores no banco de dados e no modelo de blocos para as estratégias testadas.

USANDO ATÉ TRÊS VOLUMES DE BUSCA SEM RESTRIÇÃO AO RANGE DO VARIOGRAMA													
ESTRATÉGIAS DE BUSCA	Nº DE PONTOS						PORCENTAGEM						
	BD DESAGRUPADO		MODELO				BD DESAGRUPADO		MODELO				
	INDICADORES		PROBABILIDADE		VALOR NEGATIVO	VALOR MAIOR 1	INDICADORES		PROBABILIDADE		VALOR NEGATIVO	VALOR MAIOR 1	MÉDIA MODELO
	0.0	1.0	<0.5	>0.5			0.0	1.0	<0.5	>0.5			
ESTRATÉGIA 1	40	14	29221	18164	51	20	74.1%	25.9%	61.7%	38.3%	0.11%	0.04%	0.41
ESTRATÉGIA 2*	40	14	43053	30164	44	22	74.1%	25.9%	58.8%	41.2%	0.06%	0.03%	0.45
ESTRATÉGIA 3**	40	14	30742	17006	30	22	74.1%	25.9%	64.4%	35.6%	0.06%	0.05%	0.39
ESTRATÉGIA 4**	40	14	29302	17952	25	16	74.1%	25.9%	62.0%	38.0%	0.05%	0.03%	0.41
ESTRATÉGIA 5*	40	14	43049	30168	25	16	74.1%	25.9%	58.8%	41.2%	0.03%	0.02%	0.45
CORREÇÃO VIÉS**	40	14	30741	17007	0	0	74.1%	25.9%	64.4%	35.6%	0.00%	0.00%	0.39

*Terceiro volume de busca igual a 2 vezes o range do variograma

**Terceiro volume de busca igual a 1.5 vezes o range do variograma

USANDO ATÉ DOIS VOLUMES DE BUSCA RESTRINGINDO AO RANGE DO VARIOGRAMA													
ESTRATÉGIAS DE BUSCA	Nº DE PONTOS						PORCENTAGEM						
	BD DESAGRUPADO		MODELO				BD DESAGRUPADO		MODELO				
	INDICADORES		PROBABILIDADE		VALOR NEGATIVO	VALOR MAIOR 1	INDICADORES		PROBABILIDADE		VALOR NEGATIVO	VALOR MAIOR 1	MÉDIA MODELO
	0.0	1.0	<0.5	>0.5			0.0	1.0	<0.5	>0.5			
ESTRATÉGIA 1	40	14	16480	7626	51	20	74.1%	25.9%	68.4%	31.6%	0.21%	0.08%	0.34
ESTRATÉGIA 2*	40	14	16227	7721	44	22	74.1%	25.9%	67.8%	32.2%	0.18%	0.09%	0.34
ESTRATÉGIA 3**	40	14	12039	4023	30	22	74.1%	25.9%	75.0%	25.0%	0.19%	0.14%	0.26
ESTRATÉGIA 4**	40	14	10930	4573	25	16	74.1%	25.9%	70.5%	29.5%	0.16%	0.10%	0.30
ESTRATÉGIA 5*	40	14	16223	7725	25	16	74.1%	25.9%	67.7%	32.3%	0.10%	0.07%	0.34
CORREÇÃO VIÉS**	40	14	12038	4024	0	0	74.1%	25.9%	74.9%	25.1%	0.00%	0.00%	0.26

*Segundo volume de busca igual ao range do variograma.

** Segundo volume de busca igual a 75% do range do variograma

Outra forma de visualizar e analisar os resultados da krigagem é através dos histogramas de distribuição de frequência dos dados estimados. Nesses gráficos, os valores contínuos são representados em intervalos de classes, e para cada um desses intervalos é calculada a sua frequência em relação ao número total de valores observados. O histograma dos dados krigados segue na figura abaixo.

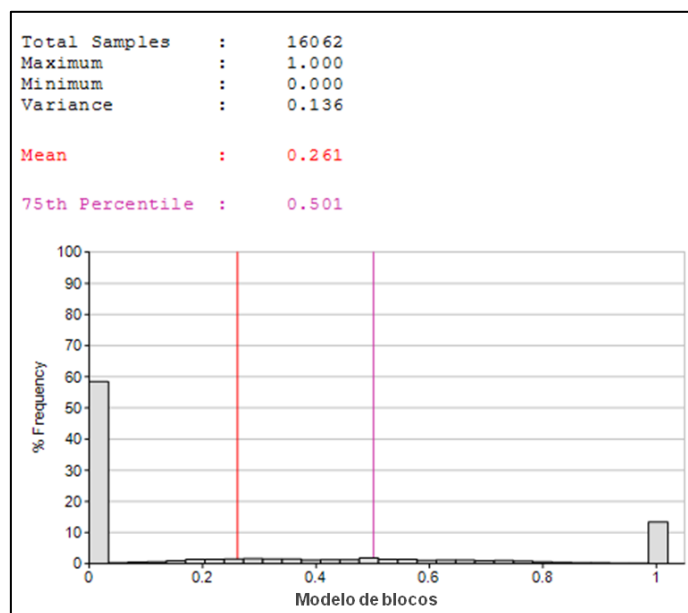


Figura 4.15 - Histograma de frequência para as probabilidades estimadas.

O histograma evidencia uma maior proporção dos blocos, em torno dos intervalos de classe inferiores a 0,2. A análise dos percentis indica que aproximadamente 75% das amostras possuem valor abaixo de 0,5. Assim podemos afirmar para os blocos krigados, que a probabilidade de ocorrência de oxidados é igual ou próxima de 25% dos blocos totais. A média obtida na krigagem é igual a 0,26 e está próxima da média dos dados desagrupados que é 0,259 (figuras 4.15 e 4.16). O banco de dados utilizado para validação da estimativa (amostras mais grid de pontos de mapeamento) foi desagrupado pelo método do vizinho mais próximo ao centro do bloco, para uma vizinhança de busca correspondente ao mesmo alcance utilizado na estimativa (75% range do variograma) que é similar ao espaçamento médio entre as amostra. As proporções dos indicadores representados na tabela 4.7 e na figura 4.13 acima revelam uma subestimativa nos blocos de oxidado em relação a proporção dos dados, fato esperado pelo efeito de suavização da krigagem.

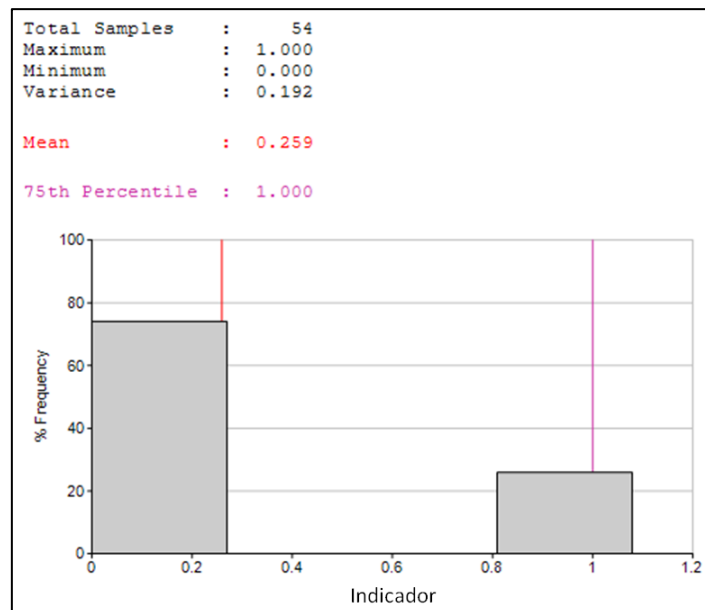


Figura 4.16 - Histograma de frequência para o banco de dados desagrupados.

Em continuidade à análise dos dados interpolados, foi realizada a validação visual entre os valores de probabilidade dos blocos *versus* os indicadores do banco de dados em seções horizontais a cada dez metros (figura 4.17). É importante ressaltar, que o banco de dados das amostras também é constituído pelo grid de pontos do mapeamento e que esses aparecem como uma nuvem de pontos (“mancha”), devido as seu espaçamento próximo

Essa análise qualitativa é frequentemente utilizada para investigar a existência de possível viés nas estimativas e foi realizada somente para os blocos estimados no primeiro e segundo volume de busca (alcance do variograma).

Não foi observada nenhuma discrepância visual entre os dados amostrais e os blocos estimados. A distribuição das amostras com seus respectivos indicadores (0 e 1) foi reproduzida pelo valores estimados, sendo que estes possuem uma distribuição contínua dentro do intervalo (0,1), como mostra a legenda dos blocos nas figuras abaixo.

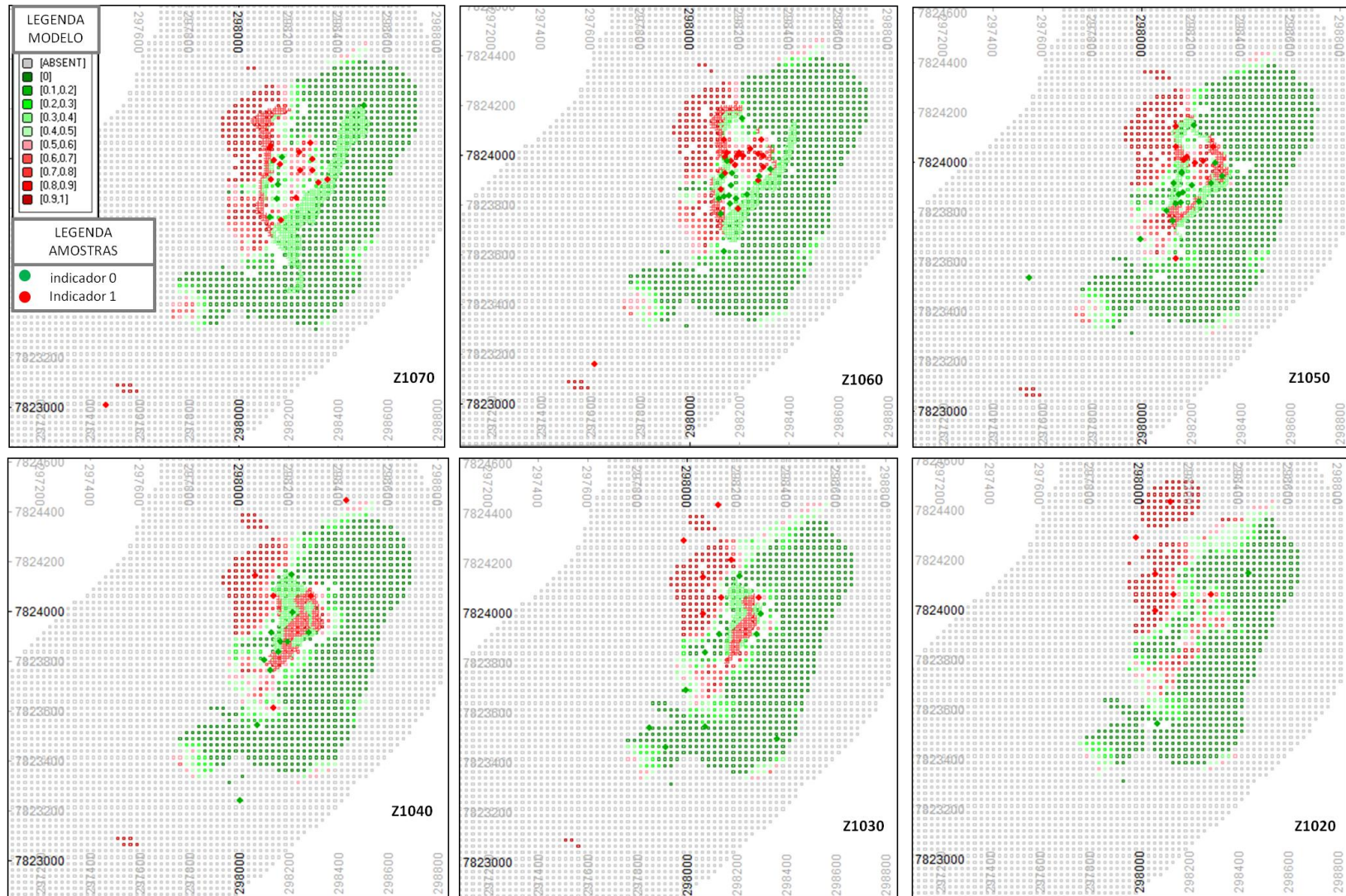


Figura 4.17 - Comparação entre o banco de dados (amostras e mapa) versus blocos estimados em seção horizontal a cada 10m.

4.4 - MODELAGEM CONVENCIONAL

A modelagem convencional é empregada para definir a forma ou geometria do depósito ou de determinada característica desse depósito (tipológica, hidrogeológica ou gemecânica, por exemplo). Essas características podem ser litologia, grau de intemperismo, tipologias ou zonas de minério, etc.

Neste caso, as características modeladas foram as tipologias de minério. As seções e o modelo de blocos gerados serão, por convenção, aqui denominados de geológicos.

O processo teórico de modelagem geológica envolve a utilização de informações provenientes da pesquisa geológica, sendo essas primárias ou secundárias. As informações ditas primárias são originadas a partir da amostragem *in situ* propriamente dita, já as informações secundárias são provenientes de mapas geológicos regionais, de pesquisas geológicas indiretas como a geofísica, geoquímica entre outros.

Atualmente, a grande maioria dos depósitos minerais é modelado por métodos ditos convencionais, sendo em grande parte feito de forma manual e interativa, dependendo da experiência e do conhecimento do geomodelador. Esse processo envolve a confecção de seções ou perfis verticais e/ ou horizontais sobre a malha de amostragem existente. As seções geradas darão origem aos sólidos ou volume dos corpos modelados que serão posteriormente preenchidos por blocos.

4.4.1 - Seções Geológicas

Para a construção do modelo geológico, será necessária a modelagem de apenas duas unidades, a saber: tipologia oxidado e tipologia silicatado. Portanto, o modelo geológico possuirá uma geometria simples, com contorno fácil entre os contatos, não sendo necessário seções verticais.

As tipologias agrupadas como silicatadas ocupam uma grande parte da área total amostrada, com forma alongada ao longo do eixo NE-SW (nordeste-sudoeste). As tipologias ditas oxidadas encontram-se centralizadas, em

proporções menores que as silicatadas e com uma geometria mais amendoada.

As seções geológicas foram geradas no plano horizontal, espaçadas a cada dez metros (figura 4.18), partindo da cota 1140 até a cota 930 m, que correspondem ao intervalo de topo e base das amostras coletadas para os testes de beneficiamento em escala laboratorial. Embora não haja amostras suficientes e uniformemente distribuídas, tanto no plano vertical como no plano horizontal, o plano horizontal foi escolhido como base para modelar-se em função da projeção da superfície do mapa geológico.

A projeção do mapa geológico foi utilizada como ponto de partida para auxiliar no contorno dos corpos durante o processo de interpretação das seções.

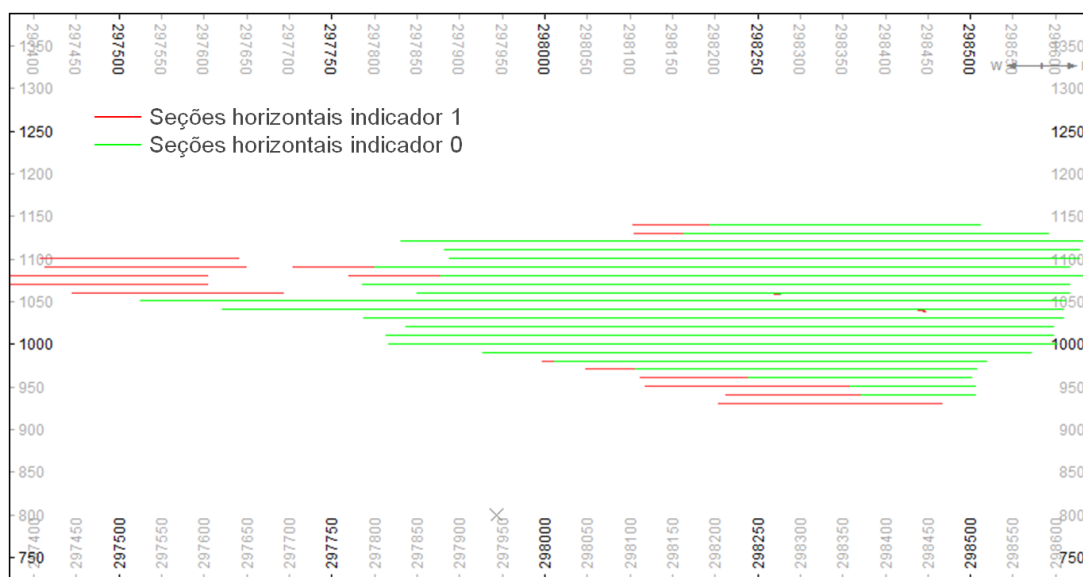


Figura 4.18 – Corte vertical mostrando as seções horizontais a cada 10m.

Assim, as seções geológicas foram interpretadas segundo formas concêntricas (figura 4.19) tendo como origem as informações das amostras e do mapeamento geológico. A delimitação dos contatos (individualização dos dois grupos) foi baseada num princípio similar à metodologia de criação de mapas de isolinhas, ou seja, as amostras com os indicadores 0's e 1's foram circundadas, respectivamente, com a isolinha de valor zero e a isolinha de valor um.

A interpretação obedeceu aos princípios geológicos estabelecidos e os limites das seções horizontais seguiu o critério da meia distância entre as amostra e/ou a área de influência (ou *clipping*, linguagem do software CaeMine[®]) que corresponde à distância entre a seção da frente e seção de trás. Portanto, se em uma seção horizontal duas amostras apresentarem informação geológica diferente entre si, o contato entre as duas unidades, quando não observado no mapa, deve ser próximo à metade da distância entre as duas amostras e deve acompanhar a geometria que está sendo definida para estes corpos nas outras seções.

Finalizada a construção das seções horizontais, é possível visualizar de forma preliminar as feições ou geometria da mineralização. Na figura 4.19, é possível observar e comparar o resultado obtido com os dados de origem, ou seja, mapa e amostras, em duas seções exemplares.

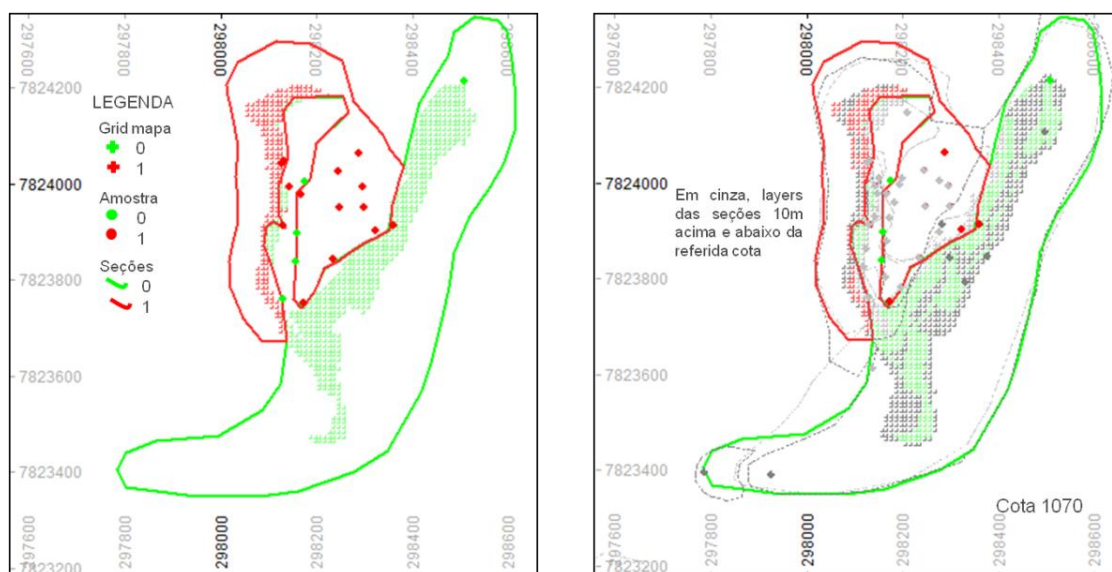


Figura 4.19 - À esquerda interpretação da seção na cota 1070 e o banco de dados (amostra e grid do mapa). À direita seção 1070 e as respectivas projeções das seções 1080 e 1060 (área de influencia), auxiliando na interpretação.

4.4.2 - Construção dos sólidos e modelo de blocos.

Após a interpretação das seções ou perfis, iniciou-se o processo de construção dos sólidos, que consiste em transformar o arquivo de linhas em uma superfície.

As linhas desenhadas nas seções foram unidas uma a uma através do processo conhecido como linkagem, gerando um sólido correspondente ao volume do corpo mineralizado (figura 4.20). É importante observar nesta etapa, se a geometria final é correspondente à distribuição espacial dos dados.

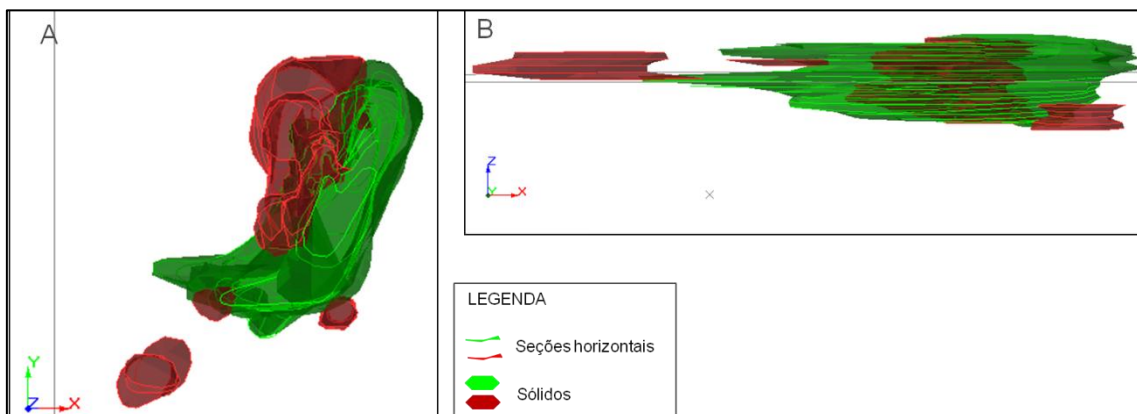


Figura 4.20 - Sólidos gerados por linkagem das seções horizontais. Em A vista em planta em B em perfil.

Não foi necessário criar um modelo de blocos a partir da estrutura geológica modelada. Esse seria o procedimento usual, no entanto, como já foi abordado no item 4.3.1 deste capítulo, o modelo de blocos utilizado será o modelo de blocos do longo prazo.

O sólido foi, portanto, adicionado ao modelo de blocos existente, e cada bloco contido dentro do volume modelado (superfície), recebeu um código respectivo à tipologia pertencente (figura 4.21). Ou seja, os blocos do modelo receberam um código relativo à tipologia correspondente ao centro do grid, sendo 0 ou 1.

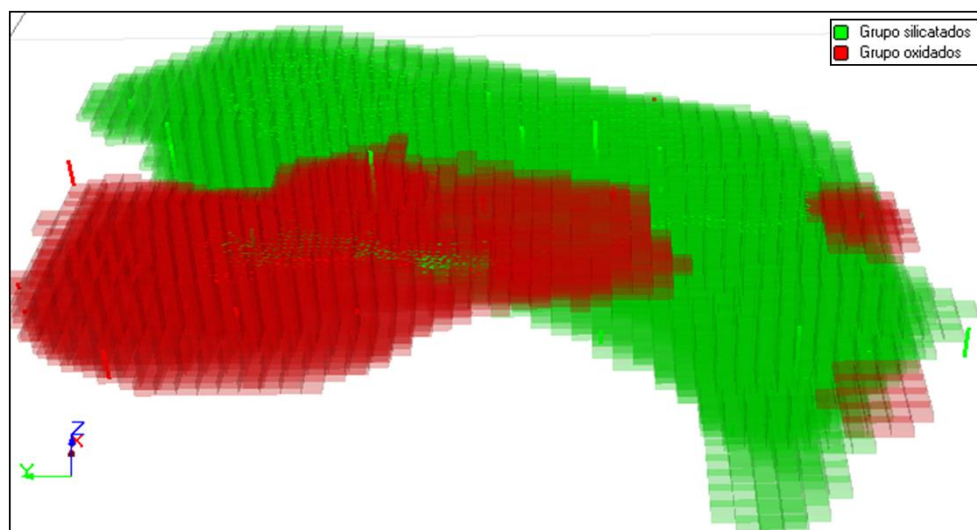


Figura 4.21 - Modelo de blocos com as tipologias classificadas pela superfície modelada e distribuição espacial das amostras.

4.5- COMPARAÇÃO ENTRE OS MODELOS

Existem metodologias distintas para se obter um modelo geometalúrgico. Como já abordado, podemos citar duas práticas para alcançar esse objetivo: os métodos de modelagem geoestatística e os métodos de modelagem convencional. Em ambos os casos, o produto final é representado da mesma forma, ou seja, com um modelo de blocos. O que diferencia esses produtos são as técnicas de construção dos mesmos.

Assim, para avaliar a eficiência da técnica da krigagem dos indicadores, o modelo convencional foi gerado a fim de comparar os produtos e resultados obtidos. A validação do modelo dos indicadores foi realizada por comparação entre as proporções dos indicadores obtidos nos dois modelos testados com o banco de dados existente (tabela 4.9).

Tabela 4.9 - Número de pontos e porcentagem dos indicadores no banco de dados e nos modelos de blocos.

	Nº PONTOS					
	BANCO DE DADOS		MODELO IK		MODELO GEOLÓGICO	
INDICADOR	0	1	<0.5	>0.5	0	1
Nº PONTOS	40	14	12039	4023	8303	3715
PORCENTAGEM	74.1%	25.9%	75.0%	25.0%	69.1%	30.9%

É possível observar que o modelo dos indicadores mostrou-se mais aderente as proporções mostradas nos dados, que o modelo geológico. Os

valores obtidos no modelo geológico ficaram próximos dos valores obtidos no modelo de blocos estimado pela estratégia 1, onde o volume de busca utilizado foi igual ao alcance do variograma, diferente do modelo krigado pela estratégia 3 (escolhida como a mais aderente) que usou um volume de busca igual a 75% do alcance do variograma (tabela 4.8).

A verificação entre os modelos também se dá pela avaliação dos histogramas, através do seu padrão de distribuição e estatística dos resultados. O histograma do modelo geológico mostra uma maior proporção dos blocos, em torno do indicador 0. A análise dos percentis indica que aproximadamente 70% das amostras pertencem ao indicador 0 e 30% ao indicador 1. A média obtida na modelagem convencional é igual a 0,31 e está superestimada em relação à média dos dados desagrupados que é 0,259 (figuras 4.22 e 4.23).

Assim, as médias obtidas nos histogramas e as proporções dos indicadores apontam uma maior aderência do modelo krigado em relação ao modelo geológico, quando comparado aos dados originais.



Figura 4.22 - Histogramas de frequência. Em A, os indicadores do banco de dados e em B, as probabilidades estimadas no modelo dos indicadores convertidas em 0 e 1.

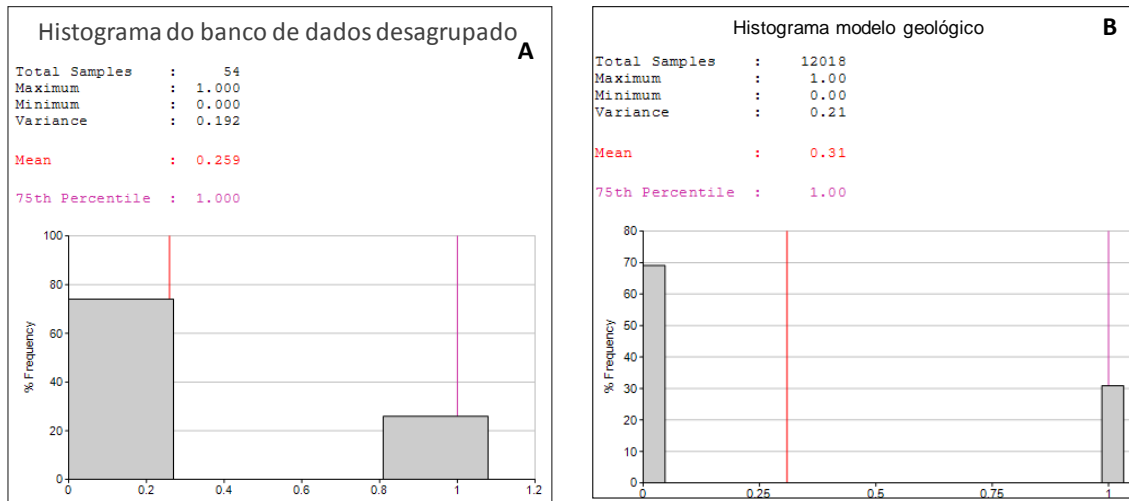


Figura 4.23 - Histogramas de frequência. Em A os indicadores do banco de dados e em B, as probabilidades estimadas no modelo geológico.

Em sequência à comparação entre os modelos, foi realizada a validação visual entre as seções para cada um dos modelos gerados, a partir da cota 1100 até a cota 1020 (variando de 10m em 10m) que corresponde o intervalo de maior espessura de minério (figuras 4.24 a 4.27).

Na figura 4.28, uma análise entre as linhas de contorno das seções geológicas sobreposta à seção equivalente do modelo krigado foi realizada com o intuito de verificar o quanto a krigagem dos indicadores se aproxima da interpretação do geomodelador.

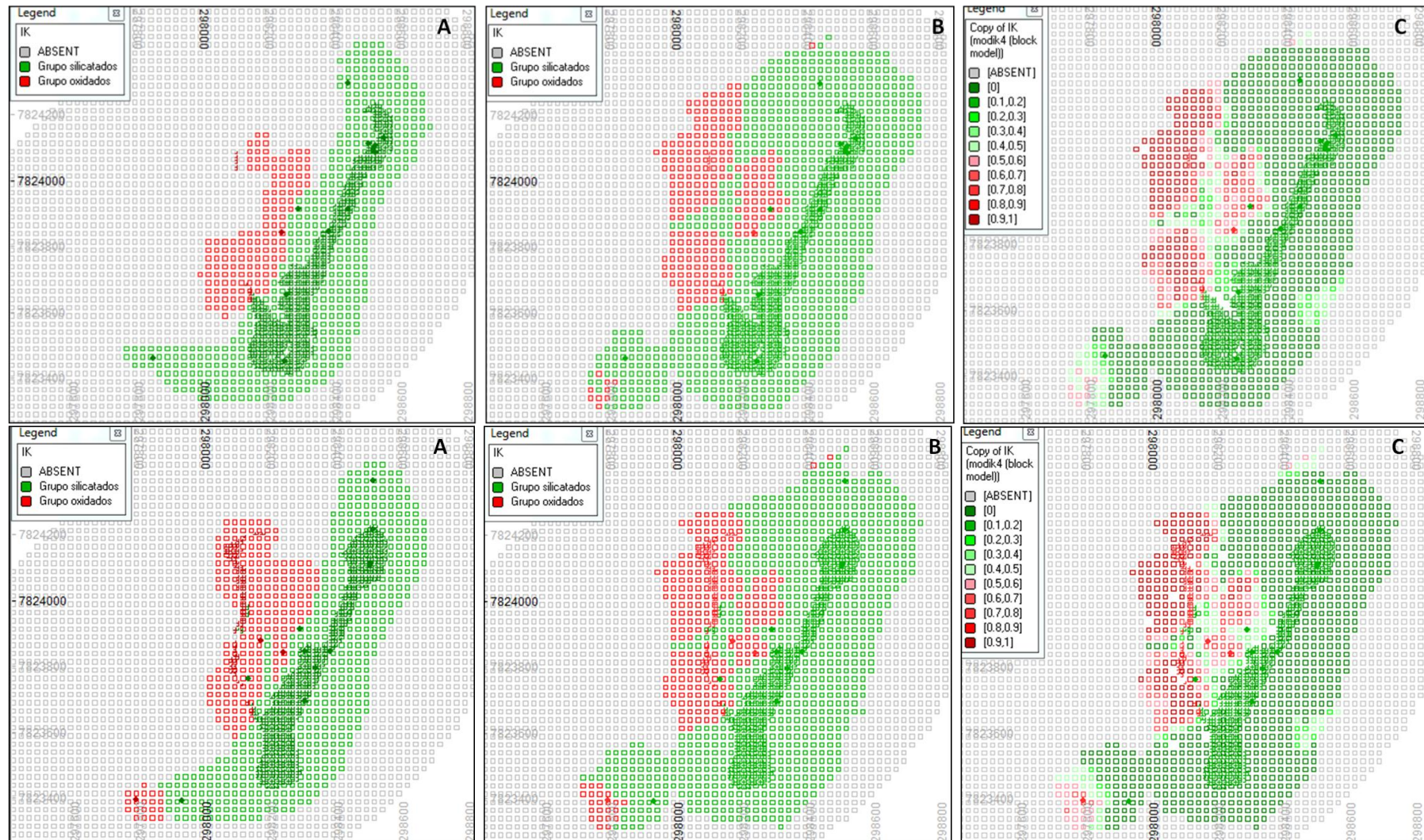


Figura 4.24 - Seções na cota 1090 (superior) e 1080 (inferior) e amostras da interpolação (pontos). A letra A corresponde a seção do modelo geológico, B seção do modelo krigado com o valor retornado para o mais provável (0 ou 1), e C modelo krigado com as probabilidades.

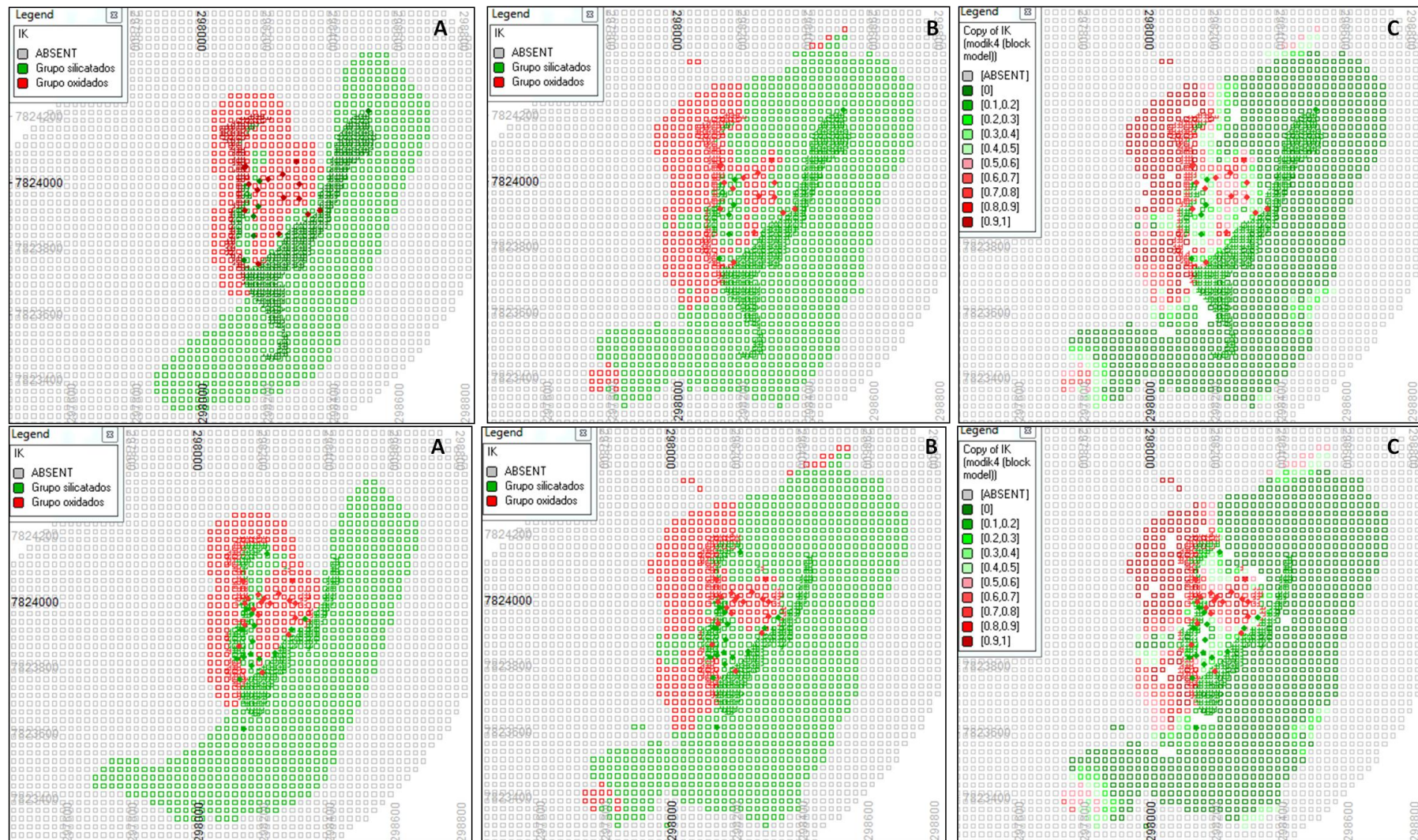


Figura 4.25 - Seções na cota 1070 (superior) e 1060 (inferior) e amostras da interpolação (pontos). A letra A corresponde a seção do modelo geológico, B seção do modelo krigado com o valor retornado para o mais provável (0 ou 1), e C modelo krigado com as probabilidades.

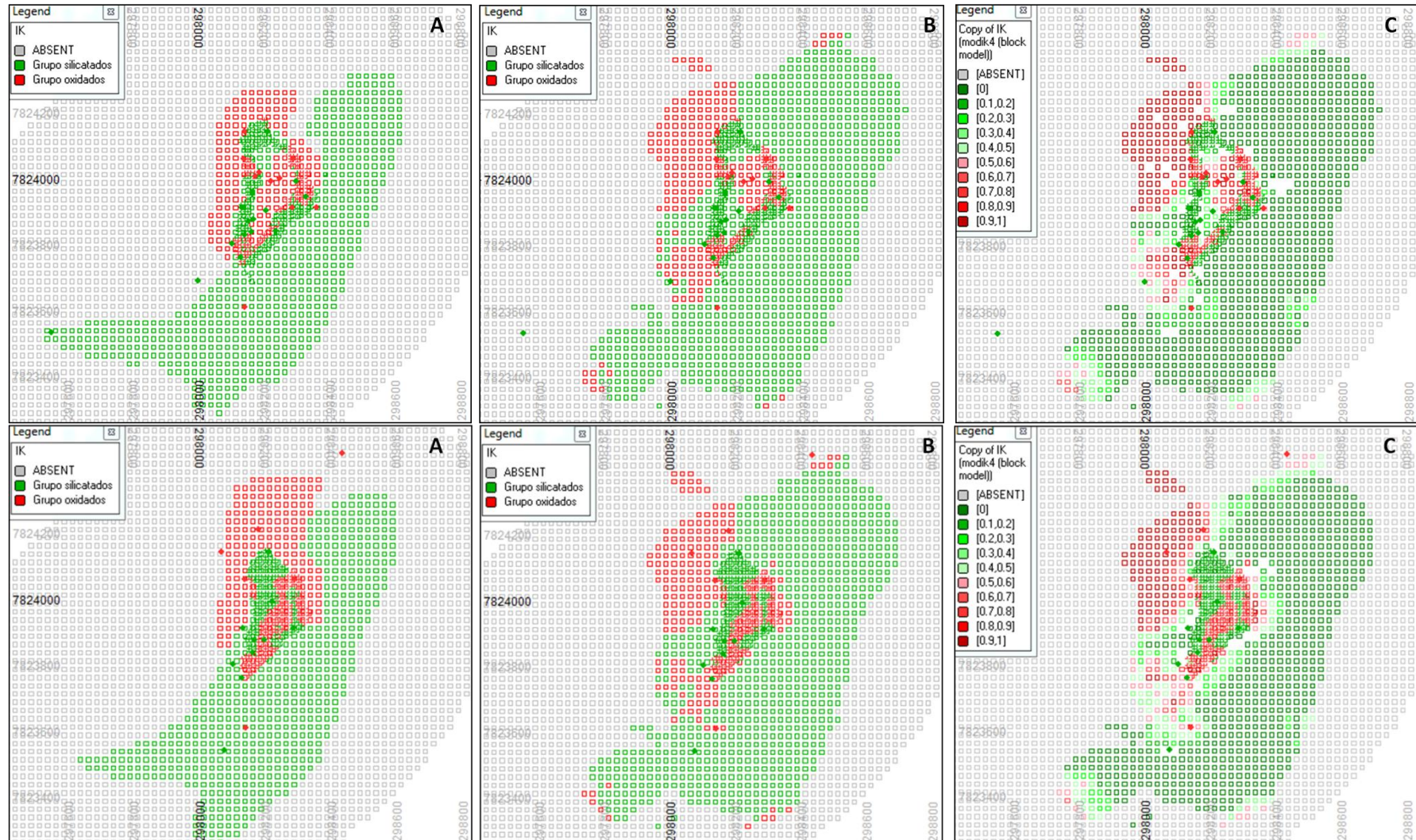


Figura 4.26 - Seções na cota 1050 (superior) e 1040 (inferior) e amostras da interpolação (pontos). A letra A corresponde a seção do modelo geológico, B seção do modelo krigado com o valor retornado para o mais provável (0 ou 1), e C modelo krigado com as probabilidades.

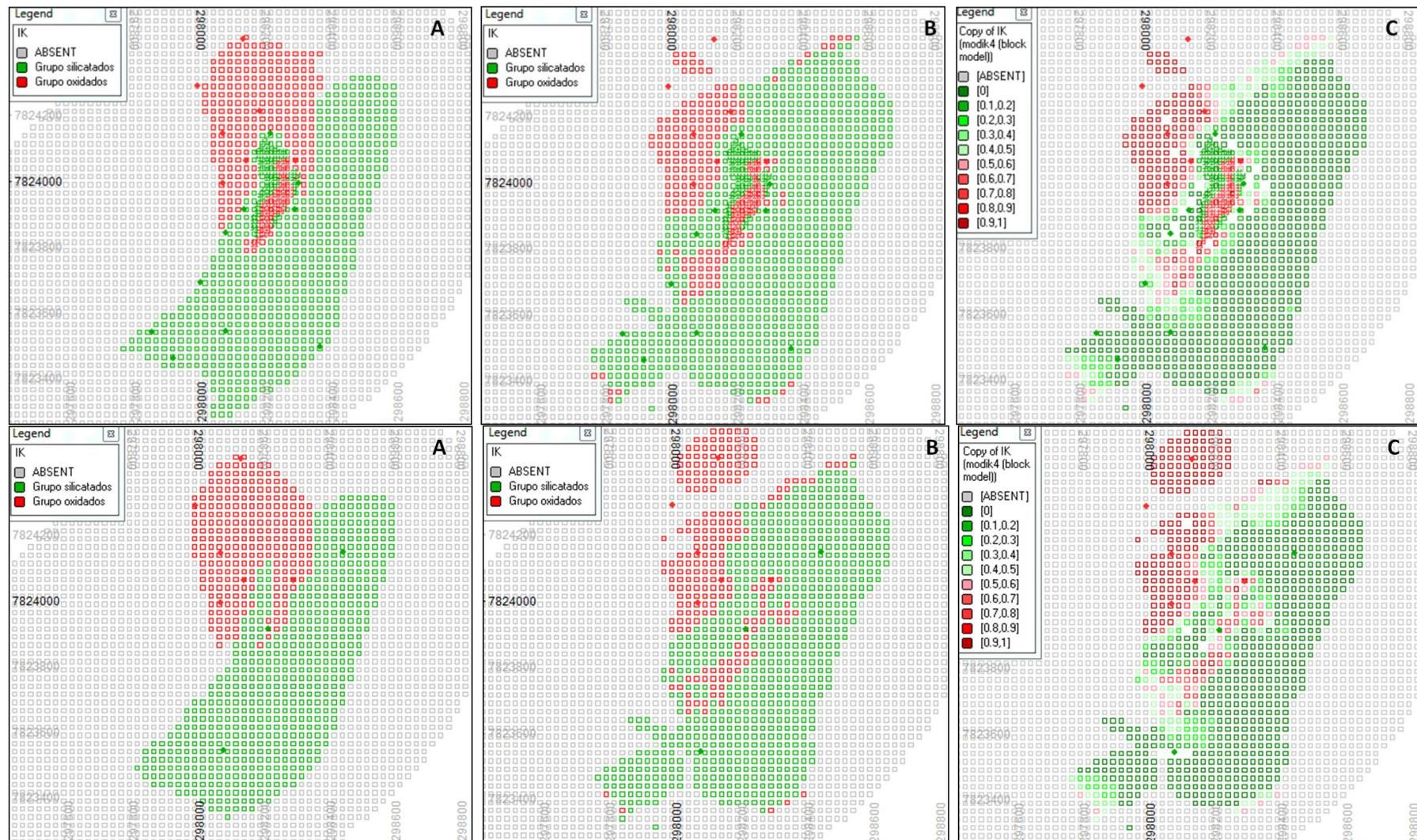


Figura 4.27 - Seções na cota 1030 (superior) e 1020 (inferior) e amostras da interpolação (pontos). A letra A corresponde a seção do modelo geológico, B seção do modelo krigado com o valor retornado para o mais provável (0 ou 1), e C modelo krigado com as probabilidades.

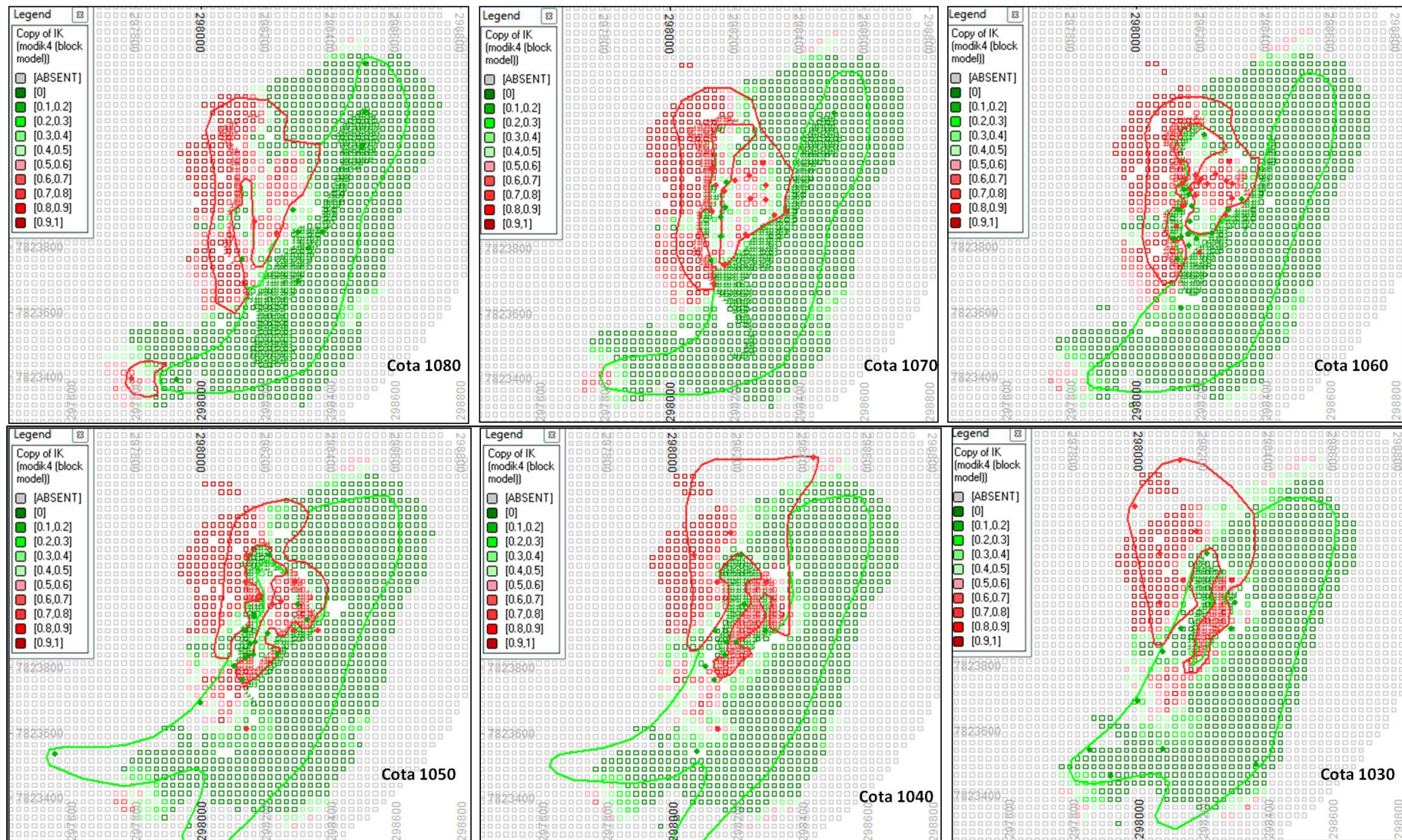


Figura 4.28 - Linhas de contorno da seção geológica interpretada sobreposta à seção equivalente no modelo krigado em diferentes cotas.

De modo geral, observou-se uma boa aderência entre o modelo dos indicadores com o modelo geológico, principalmente nas áreas mais adensadas de amostras (centro dos modelos). Um dos pontos mais favoráveis ao modelo dos indicadores é que este se aproxima mais da realidade do depósito no que diz respeito às zonas de contato, quando comparados com o modelo geológico.

As jazidas de fosfatos estão desenvolvidas sob material intemperizado, e essa característica dificulta muito a determinação do contato, uma vez que não existe um limite físico nítido entre as litologias. O que se observa em campo é um contato gradacional. Na modelagem convencional dos corpos, o contato é representado por uma linha que individualiza os núcleos de determinadas litologias através de um contato brusco ou abrupto definido em função da interpretação do geomodelador.

Assim, o modelo de indicadores, por apresentar os valores de probabilidades do bloco, permite uma representação mais realista das zonas de transição entre as litologias e dessa forma uma melhor definição dos corpos mineralizados.

É possível notar pelas seções, o núcleo principal de determinada tipologia bem como seu contato transicional no modelo krigado. Esse fato é um bom direcionador de lavra, pois chama atenção para as regiões de maior risco de contaminação. Também tem a função de orientar a amostragem para melhor definição dos contatos e dos tipos de minério.

CAPÍTULO 5

CONCLUSÃO

Neste capítulo, são apresentadas as conclusões e recomendações para trabalhos futuros fundamentadas na sumarização dos capítulos anteriores. Também, é discutido sobre o grau de cumprimento dos objetivos e meta estabelecidos no início deste trabalho.

5.1- APLICAÇÃO DA KRIGAGEM DOS INDICADORES PARA MODELAGEM DE TIPOLOGIAS

A metodologia geoestatística mostrou-se aplicável para a modelagem de tipologias de minério. A krigagem dos indicadores foi validada por comparação com a modelagem convencional reproduzindo resultados aproximados ao desta última e ao banco de dados originais.

Apesar de cada metodologia apresentar uma característica específica que a distingue das demais seja pela rapidez de modelagem no caso da krigagem, ou pela interatividade com o interprete do depósito, no caso da modelagem geológica, ambos os resultados foram satisfatórios.

Outro ponto que merece destaque é que o indicador apresenta-se mais aderente à realidade física deste tipo de depósito ao reproduzir contatos transicionais com as probabilidades dos blocos. Isto permite uma melhor definição dos corpos tipológicos. Este fato possibilita também avanços em diversas atividades inerentes à lavra, como a definição de áreas para amostragem, delimitação de zonas de maior risco de contaminação de minério, locação de testes de beneficiamento mineral, orientação nos trabalhos de reconciliação, etc.

Portanto, a krigagem indicadora pode ser utilizada para auxiliar a metodologia clássica ou até mesmo substituir essa técnica caso exista um banco de dados de amostragem representativo. Por se tratar de uma

metodologia mais rápida, otimizando o procedimento manual do interprete, ela possibilita o ganha de tempo e confiabilidade nas interpretações geológicas.

Além de diminuir o trabalho manual, o modelo geoestatístico permite uma automatização do processamento da informação através de rotinas computacionais. No caso do *software* utilizado, foi possível testar alterações no *script* de geração do modelo de curto prazo para adaptação da informação metalúrgica com sucesso. Esse é um fato importante para as atividades de curto prazo, pois possibilita o acesso a um modelo atualizado à luz de novas informações de amostragem e geologia que são geradas e consumidas em grandes volumes num curto intervalo de tempo.

A agilidade da metodologia associado à interatividade que ela possibilita ao modelador no uso do modelo geoestatístico permite seu refinamento e a revisão sempre que necessário quando realimentado com novos dados.

5.2- CUMPRIMENTOS DAS METAS E OBJETIVOS

Essa dissertação teve como objetivo a determinação de uma metodologia para geração de um modelo tridimensional com aporte de informações metalúrgicas ou de processo, isto é, recuperação metalúrgica e mássica obtidos em testes de bancada.

Dessa forma, iniciou-se a análise exploratória dos dados para as variáveis citadas acima e observou-se que a quantidade de informação disponível no banco de dados não seria suficiente para uma estimativa pontual do valor recuperação metalúrgica e mássica como se idealizava.

As análises dos dados sob o ponto de vista geológico e estatístico permitiram encontrar relações entre as tipologias de minério e os valores de recuperação metalúrgica e mássica obtidos em escala de bancada. Assim, dois grandes domínios foram individualizados. Portanto, conhecendo-se um determinado domínio conhece-se o valor esperado de recuperação metalúrgica.

A modelagem das tipologias ou categorias de minério foi, portanto, inerente ao objetivo deste estudo. Neste cenário, optou-se pela aplicação da krigagem dos indicadores que é uma metodologia largamente recomendada na literatura para interpolação de variáveis categóricas.

A etapa de definição da metodologia a ser aplicada para construção do modelo geometalúrgico estava, portanto, resolvida. O próximo passo foi checar se a metodologia era aplicável e produzia resultados satisfatórios.

Como o número de amostras era pequeno, podendo condenar a técnica, não por deficiência da mesma, mas por possuir um banco de dados restrito, decidiu-se gerar um modelo convencional para comparação dos resultados obtidos com base na informação disponível. O que se observou foi à reprodução dos resultados em ambos os casos com boa aderência entre os modelos e a confirmação da aplicabilidade da técnica empregada.

Deste modo, com a execução e cumprimento dos objetivos e metas propostos, chegou-se a uma metodologia para obtenção do modelo 3D geometalúrgico. Esse modelo traz uma informação orientativa sobre os valores globais de recuperação metalúrgica e mássica para uma determinada tipologia de minério.

5.3- RECOMENDAÇÕES

Sugere-se para trabalhos futuros uma amostragem mais adensada, com um espaçamento regular que permita uma melhor definição do modelo de variograma, visto que observou-se diferenças de aproximadamente 8% entre as proporções dos indicadores das amostras estimadas e o banco de dados usando ora o alcance do variograma e ora proporções pouco inferiores ao alcance.

Uma amostragem mais efetiva, além de permitir uma estimativa mais precisa das tipologias de minério, também pode possibilitar a inferência dos valores de recuperação metalúrgica e mássica em cada bloco.

As variáveis modeladas (tipologias oxidados e silicatados) tiveram os valores de recuperação metalúrgica e mássica avaliados para uma mesma rota de processo. O que não quer dizer que um determinado minério tenha seu desempenho limitado (restringido) a um determinado valor, ou seja, diferentes minérios podem ter diferentes respostas para determinadas rotas de processamento.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABOUZEID, A. M., 2008. Physical and thermal treatment of phosphate ores: an overview. *International Journal of Mineral Processing*, 85, 59-84p.

ANJOS, A., 2005. Planejamento experimental I. Universidade Federal do Paraná, 98 p.

BRAGA, S. A. e RANGEL, L. V., 2009. Mapeamento geológico das frentes de lavra 2008/2009 da Mina do Barreiro na escala 1:500. Relatório interno Vale Fertilizantes, Araxá, MG.

CHEMALE, F. e TAKEHARA, L. 2013. Minério de ferro, geologia e geometalurgia. São Paulo, editora Blucher, 202p.

DEUTSCH, C. V. e JOURNEL, A. G., 1998. GSLIB: Geostatistical Software library and User's Guide. Oxford university Press, New Work, 340p.

DNPM (Departamento nacional de produção mineral), 2001. Balanço Mineral. Brasília, 31p.

FAN, W. e HANCOCK, G. R., 2012. Robust Means Modeling: An Alternative for Hypothesis Testing of Independent Means Under Variance Heterogeneity and Nonnormality. *Journal of Educational and Behavioral Statistics*, Vol. 37, No. 1, 137–156p.

GLACKEN, I. e BLACKNEY, P., 1998. A Practitioners Implementation of indicator kriging. Snowden Associates. Symposium on Beyond Ordinary Kriging. 14p.

GOOVAERTS, P., 1997. Geostatistics for Natural Resources Evaluation. Oxford University Press, New York, 483p.

HOAL, K. O., 2008. Getting the Geo into Geomet. Society of Economic geologist, nº 73, 52p.

ISAAKS, E. H. e SRIVASTAVA, R. M., 1989. Applied Geostatistics. Oxford University Press, New Work, 561p.

ISSA FILHO, A., LIMA, P.R.A.S., SOUZA, O. M., 1984. Aspectos da Geologia do Complexo Carbonatítico do Barreiro, Araxá, MG, Brasil. CBMM, Comp. Carb. Bras. Ed. CBMM. São Paulo, 20-44p.

JOURNEL, A. G., 1983. Non Parametric Estimation of Spatial Distributions. Journal of International Association for Mathematical Geology, v.15, n.3, 445-468p.

LEE, M. J., GARCIA, D., MOUTTE, J., WILLIAMS, C.T., WALL, F. Carbonatites and phoscorites from de Sokly complex, Finland. Introduction to phoscorites: occurrence, composition, nomenclature and petrogenesis. In: WALL, F., ZAITZEV, A. N. (Eds.). Phoscorites and carbonatites from mantle to mine: the key example of the Kola Alkaline Province, 5. Mineralogical Society of Great Britain & Ireland. London Press, 133-162p.

LOUREIRO, F. E. V. L. e MELAMED, R., 2006. O fósforo na agricultura brasileira: uma abordagem minero-metalúrgica. Centro Tecnológico Mineral-CETEM, 76p.

LOZANO, C. e BENNET, C., 2003. Geometallurgical modeling applied to production forecasting, plant design and optimisation. Universidad de Chile – Departamento Ingeniería de Minas Taller PROCEMIN, 11p.

MATHERON, G., 1963. Principles of Geostatistics. Economic Geology, Littleton, v. 58, n. 8, 1246-1266p.

MATHERON, G., 1971. The theory of regionalized variables and its applications. Les Cahiers du Centre de Morphologie Mathématique de Fontainebleau, Paris, 211 p.

Ministério da Agricultura, sistema de consulta à legislação, <http://www.sistemasweb.agricultura.gov.br/sislegis/action/> 2004.

OLEA, R. A., 1999. Geostatistics for engineers and earth scientists. Kluwer Academic, Boston, 303p.

OLIVEIRA, S. B., 2008. Estudos geoestatísticos aplicados a um depósito magmático de Ni-Cu. Dissertação de mestrado. Instituto de Geociências, Universidade de São Paulo, São Paulo, 93p.

SAD, J. H. G. e VALENTE, J. M. G. P., 2007. Delineação de depósitos minerais. Editora Rona, Belo Horizonte, 237p.

SAN'TAGOSTINO, L. M., 2014. Sumula da caracterização mineral dos blocos BL151, BL152, BL157, BL316, BL321- LMS 01-14 rev1, CMA-F4, Araxá, 60p.

SILVA, A. B., MARCHETTO, M., SOUZA, O. M. 1979. Geologia do Complexo Carbonatítico de Araxá (Barreiro), MG. Mineração e Metalurgia, v. 415, 14-18p.

SINCLAIR, A. J., e BLACKWELL, G. H., 2002. Applied Mineral Inventory Estimation. Cambridge University Press, Cambridge,. 381 p.

SOARES, A., 2006. Geoestatística para ciências da Terra e do ambiente. Instituto superior técnico. Editora IST Press, Lisboa, Portugal, 214p.

SAITO, M., e TAVARES, S., 2014. Tipologias de minério do Complexo Carbonatítico de Araxá. Relatório interno da Valefertilizantes, 24p.

TOLEDO, M. C. M., TEIXERA, W., FAIRCHILD, T. R., TAIOLI, F., 2008 (Orgs.) Decifrando a Terra. Oficina de Textos: São Paulo, 568 p.

VERÍSSIMO, C. U. V., 1999. Jazida de Alegria:gênese e tipologia dos minérios de ferro, porção ocidental. Tese de doutorado em geociências, Universidade Estadual Paulista- UNESP, Rio Claro, 234p.

WELCOX, R. R., 2003. Applying Contemporary Statistical Techniques. Academic Press; 1 edition, January 6, 608p.

WILLIAMS, S. R. e RICHARDSON, J. M., 2004. Geometallurgical Mapping: A New Approach That Reduces Technical Risk. Proceedings 36th Annual Meeting of the Canadian Mineral Processors, Paper 16, 28p.

YAMAMOTO, J. K. e LANDIM, P. M. B., 2013. Geoestatística: conceitos e aplicações. Oficina de textos, São Paulo, 215p.